

1988-08-23

MTA Számítástechnikai és Automatizálási Kutató Intézet Budapest



Magyar Tudományos Akadémia
Számítástechnikai és Automatizálási Kutató Intézete

A DIGITÁLIS TEXTÚRAVIZSGÁLAT NÉHÁNY ÚJ MÓDSZERE

CSETVERIKOV DMITRIJ

A kiadásért felelős

KEVICZKY LÁSZLÓ

Főosztályvezető

HELM LÁSZLÓ

E tanulmány eredetileg a szerző
kandidátusi disszertációja volt,
amelyet sikeresen megvédett.

ISBN 963 311 245 1

ISSN 0237-0131

 technografik ksz.-budapest

TARTALOMJEGYZÉK

	oldal
0. BEVEZETÉS	1
1. ALAPFOGALMAK ÉS TULAJDONSÁGOK	5
A textúra fogalma	5
A textúrák fő tulajdonságai	8
a. Textúraelemek és finomság	9
b. Szabályosság	11
c. Anizotrópia	12
2. A TEXTÚRAVIZSGÁLAT FELADATTÍPUSAI ÉS MÓDSZEREI	14
A képfelismerés három szintje	14
A homogén textúrák elemzésére irányuló módszerek kritikai áttekintése	15
a. Képelem alapú módszerek	17
b. Lokális intenzitás minta alapú módszerek	25
3. A TEXTÚRÁK SZABÁLYOSSÁGA	30
Mozaik modellek	30
Kontrasztgörbe	32
Zebra jelsorozat	35
Kísérleti és elméleti görbék illesztése	40
Kísérleti eredmények	42
Továbbfejlesztési lehetőségek	48
4. TEXTURÁLIS ANIZOTRÓPIA	50
Anizotrópia indikatrix	50
Anizotrópia jellemzők	51
Az LD és ESD irányfüggő leírók	53
a. Az élkép származtatása	53
b. Az LD-indikatrix	55
c. Az ESD-indikatrix	58
A forgatás-invariancia biztosítása	59
Forgatás-invariáns textúramegkülönböztetés	62
a. Az osztályozási eljárás	63
b. Kísérleti eredmények	65

5. A TEXTÚRATORZULÁSOK KIEMELÉSE	68
Hagyományos textúraszegmentálás	68
Textúratorzulások kiemelése mint alkalmazási probléma	71
A probléma matematikai megfogalmazása	72
Torzuláskiemelési módszerek	73
a. Lokális és globális eljárások	73
b. Torzuláskiemelés textúra gradiens esetén	74
Egy új adaptív eljárás	76
a. Az eljárás leírása	76
b. Kísérleti eredmények	80
6. ÖSSZEFOGLALÁS	87
KÖSZÖNETNYILVÁNYÍTÁS	89
IRODALOMJEGYZÉK	91
A. FÜGGELÉK. A LASSÚ KONTRASZTNÖVEKEDÉST KISZŰRŐ ALGORITMUS ..	97
B. FÜGGELÉK. A KONTRASZTGÖRBE-ILLESZTÉS FELGYORSÍTÁSA	99

0. BEVEZETÉS.

A digitális képelemzés (képfeldolgozás, képfelismerés) a kibernetika egyik lendületesen fejlődő, a számítástechnikán alapuló tudományága. A fejlett társadalom "komputerizálódása", a számítógépes, elsősorban digitális képeket feldolgozó érzékelőeszközök kifejlesztése lehetővé tették az intelligens robotok és számítógéprendszerek megjelenését, a számítógépes látás megalkotását. Ennek a folyamatnak tudományos, műszaki és gazdasági (alkalmazási) oldala is van. A digitális képelemzés alkalmazási köre gyakorlatilag korlátlan és magába foglalja az újabb és újabb területeket, ahol televíziós képek vagy más, egy- vagy kétdimenziós jelsorozatok vizsgálatára van szükség. A kutatások során mély és érdekes matematikai, kibernetikai, számítástechnikai és biofizikai problémák merülnek fel.

E téma tudományos kutatási és fejlesztési munkáiba Magyarország is bekapcsolódott és a Neumann János Számítástudományi Társaság egyik szakosztálya - Vámos Tibor akadémikus kezdeményezésére - 1983-ban belépett a Nemzetközi Alakfelismerési Társaságba (IAPR).

Az MTA Számítástechnikai és Automatizálási Kutató Intézetében már a hetvenes évek közepén létrejött a Mesterséges Intelligencia laboratórium, amely később Robot és Alakfelismerési osztállyá alakult át. A jelen kandidátusi értekezés az osztályon folyó számítógépes látás kutatás keretében készült. Az értekezés témája, a textúravizsgálat a digitális képelemzés fontos részét képezi.

A textúra olyan nonfiguratív kép, amely statisztikailag ismétlődő, szabályszerű vagy véletlenszerű mintát tartalmaz. Példaként hozhatunk fel különféle anyagok felületét ábrázoló képeket. A kutatók textúra iránti érdeklődését a következő okok

magyarázzák:

- A képek geometriai elemekből, texturális elemekből, valamint a kettő kombinációjából állnak. Ezért a textúraelemzés a számítógépes látás szerves része.
- A textúravizsgálat lehetőséget nyújt az emberi látás kutatására: a textúra érzékelése különbözik az alakzatok érzékelésétől, miközben az emberi alakérzékelésnél a textúra háttérként és az egyik, mélységpercepciót biztosító tényezőként szolgál /1,2/.
- A digitális textúra önmagában egy érdekes matematikai objektum. Az eddig javasolt textúramodellek matematikai eredete igen változatos, pl. véletlenszerű mozaikok /3,4/, sztochasztikus mezők /5/, szabályos felosztások /6/ és fraktálhalmazok /7/.
- Végül, de nem utolsósorban fontosak az alkalmazási szempontok is, mivel a textúrás képek kiértékelésével az orvosi tudományokban, az iparban, a légi- és űrfelvételek elemzésénél és több más területen találkozunk (sok alkalmazási példa található /8/-ban és /9/-ben).

Jelenleg textúraelemzésben az alapfogalmak tisztázatlansága tapasztalható. Ezen kívül, elég nagy az elmélet és a működő textúravizsgálati algoritmusok közötti rés. Szükséges tehát, hogy a textúrák alaptulajdonságaival foglalkozzunk, nem tévesztve szem elől a lehetséges alkalmazásokat sem.

Ez a dolgozat a körvonalozott témakörben végzett kutatásaimat ismerteti. Munkám eredménye több új textúraelemzési módszer. A módszerek kidolgozása során új fogalmakat vezettem be. A módszereket felhasználtam az általam készített textúravizsgálati programcsomagokban. Ezeket, valamint a velük folytatott kísérleteket írja le a jelen értekezés. A dolgozat felépítése az alábbi:

Az 1. Fejezetben kísérletet teszünk arra, hogy tisztázzuk és formalizáljuk a textúra fogalmát. Rövid kritikai áttekintést adunk az emberi percepcióhoz kötött textúrajellemzők feltárására irányuló törekvésekről. Ezek után bevezetjük a hasonlósági reláció szerinti homogén textúra fogalmát /10/ és elemezzük a homogén textúrák főbb tulajdonságait: finomságot, szabályosságot és anizotrópiát.

A 2. Fejezetben felsoroljuk a textúravizsgálat feladattípusait és fázisait, az előfeldolgozástól a középszintű leírásen át egészen a több fajta textúrát tartalmazó kép homogén képrészekre való automatikus bontásáig, valamint áttekintjük a homogén textúrák alaptulajdonságainak vizsgálatára kifejlesztett főbb statisztikai és strukturális eljárásokat.

Az általunk javasolt textúraleirási módok és algoritmusok ismertetésére térünk rá ezután. A 3. és a 4. Fejezet egy-egy új, a homogén textúrák elemzésére alkalmas módszert ír le, míg a 5. Fejezet új típusú textúraszegmentálással foglalkozik.

A 3. Fejezetben a textúraelemzés egyik alapproblémáját tárgyaljuk. Jelenleg koncepcionális rés tapasztalható a statisztikai és strukturális megközelítések között. Egyik megközelítés sem képes egységes módon leírni véletlenszerű és szabályos textúrákat. E rés áthidalására javasolunk egy új eljárást, amely egy bizonyos textúraosztály esetén megoldja a problémát és ezenkívül tartalmazza több új, a textúra szabályosságának kiértékelésére alkalmas jellemző definícióját /11-13/.

A 4. Fejezetben a textúrák struktúrájának egy másik fontos aspektusával, az anizotrópiával /14/ foglalkozunk. Bevezetjük az anizotrópia indikatrix fogalmát, amely egységesen leírja a homogén textúrák anizotrópiájának egy széles osztályát és definiáljuk az indikatrix alakját jellemző általános

mérőszámokat. A forgatás-invariáns jellemzők mérik az anizotrópia mértékét és szimmetriájának fokát (értelemszerűen a textúra elforgására gondolunk). A fejezet végén egy gyakorlati szempontból is érdekes problémával, a forgatás-invariáns textúrafelismeréssel foglalkozunk /15/.

Az 5. Fejezetet egy új, általunk megfogalmazott textúraelemzési feladatnak /10/ szenteljük. Textúrabeli hibák automatikus észleléséről lesz szó. Ez a feladat, amely a felületi minőségellenőrzésben igen gyakori, eltér a hagyományos értelemben vett textúra szerinti képszegmentálástól, amikor is az összes szegmens (homogén képrész) bizonyos texturális tulajdonságokkal rendelkezik. Összehasonlítva a két feladatot, áttekintünk néhány specifikus, konkrét minőségellenőrzési feladat megoldására alkalmazott eljárást. Ezek után matematikailag megfogalmazzuk a torzuláskiemelési problémát. Befejezésül leírjuk az új, torzulások észlelésére kifejlesztett algoritmusunkat és a vele végzett kísérletek eredményeit.

A magyar nyelvű szakkifejezések kialakulatlansága miatt alkalmanként zárójelben a fogalmak angol nyelvű megfelelőit is megadjuk.

1. ALAPFOGALMAK ÉS ALAPTULAJDONSÁGOK.

A textúra fogalom tartalmát illetően nincs egyetértés a területen dolgozó szakemberek között, és ez hátráltatja a textúravizsgálat fejlődését. Ha megnézzük, hogyan értelmezik ezt a fogalmat, felfedezünk egy közös vonást, amelyet "statisztikai ismétlődésnek" vagy "önhasonlóságnak" fogunk nevezni. Eszerint egy véletlenszerű vagy szabályos textúrás kép összes részkepe valamilyen értelemben hasonló.

Ennek a hasonlóságnak a jellegét kétféleképpen ítélik meg a szakemberek. Az egyik csoport (pl. Gagalowicz /16/) "embercentrikus" nézeteket vall: szerintük két textúrás részkep akkor nevezhető azonosnak, amikor az ember annak látja. Ez a hozzáállás feltételezi az "abszolút" textúrajellemzők létezését, vagyis a "teljes" textúraleírás lehetőségét. Az alternatív, operacionális (azaz kizárólag számítógép által mérhető mennyiségeket használó) szemlélet lényege az, hogy megállapítjuk azokat a jellemzőket, amelyek fontosok egy adott textúraelemzési problémában és azoknak a segítségével definiáljuk a hasonlósági kritériumot.

Az utóbbi megközelítést sokan, így Pavlidis /17/ is használják, bár burkolt formában. Ahhoz, hogy ez a szemlélet létjogosultságot kapjon, szükség van az alapfogalmaknak operacionális szellemű körvonalazására.

A textúra fogalma.

A statisztikai ismétlődés vagy önhasonlóság az az alaptulajdonság, amely megkülönbözteti a homogén textúrákat minden más jellegű képtől. Az önhasonlóság azt jelenti, hogy a textúrás kép összes elég nagy méretű részkepe hasonlóan tekintendő függetlenül a részkepek helyzetétől, alakjától és méretétől.

A részkép méretére szabott feltétel a mintavételezés problémájára utal. Texturális tulajdonságokat csak olyan részképekhez lehet hozzárendelni, amelyeknek a mérete lehetővé teszi a szükséges statisztikai jellemzők meghatározását. Ezt minimális méret feltételnek fogjuk nevezni. Amint a minimális részkép meg lett állapítva, elvárjuk, hogy az összes nála nagyobb részkép hasonló jellemzőkkel rendelkezzen.

De mit értünk két texturás részkép hasonlósága alatt ? Például, hasonló-e vagy nem két fakéreg minta ? Mit kell összehasonlítani ? Lehet-e teljes leírásról beszélni ?

Jelenleg három csoportra oszthatók az alapleírás felfedezésére irányuló törekvések: textúramodellek, analízis és szintézis (synthesis-by-analysis) és az emberi textúraérzékelés tanulmányozása. A létező, matematikai szempontból kezelhető modellek /3,4/ csak nagyon szűk képosztályok leírására alkalmasok. Az analízis és szintézis célja az, hogy textúraelemzés útján találjunk olyan paramétereket, amelyek segítségével származtatni lehet az eredetihez szemre hasonló képet. Gagalowicz /16/ és Tomita /18/ néhány véletlenszerű illetve szabályos textúra sikeres reprodukálásáról számolnak be. Sajnos, figyelembe véve az ehhez szükséges paraméterek számát és a sikeres reprodukálások egyéni jellegét kevés esélyt látunk arra, hogy ez az egyébként érdekes és hasznos megközelítés valaha is le tudná egységesen írni a valódi textúrák egy jelentős részét.

Julesz nyomán komoly erőfeszítéseket tesznek az emberi textúrapercepció modellezésére is. A Julesz-féle (később pontosítandónak bizonyult) feltételezés /1/, miszerint a spontán textúrapercepcióban az első- és a másodrendű képstatisztika a meghatározó, befolyást gyakorolt a számítógépes textúraelemzésben kialakult nézetekre. További izgalmas eredmények is várhatók ezen a területen. Nem vitás viszont egy, a mi szempontunkból döntő körülmény: a döntés, amelyet az ember textúraminták

hasonlóságáról hoz, szubjektív. Egyaránt befolyásolja a tapasztalat, a külvilágról szerzett tudás és az összehasonlítás célja. Csak akkor tudunk dönteni két minta azonosságáról, ha meg van adva, explicit vagy implicit módon, egy összehasonlítási kritérium. Egyes esetekben, mint például az előbb említett fakéreg minták esetén is, a kritérium a minták fizikai származásának az azonossága lehet, amely aligha algoritmizálható.

A gyakorlati problémák túlnyomó többségében a jellemzők és a hasonlósági kritérium vagy meg vannak adva a priori, vagy kialakulnak a vizsgált képanyag interaktív előzetes elemzése során. Ennek megfelelően egy adott képleíró segítségével definiált hasonlósági kritériumról fogunk beszélni.

Legyen X egy digitális kép és X_D azon négyzetes részképek halmaza, amelyeknek a mérete nagyobb mint egy bizonyos minimális méret, D . Továbbá, legyen F egy, az összes X_D -hez tartozó részképen definiált tetszőleges képleíró:

$$F : X_D \rightarrow \Omega,$$

ahol Ω bizonyos típusú képleírások halmaza (pl. jellemzővektorok). Legyen S_F egy, az F segítségével definiált hasonlósági reláció X_D felett:

$$x S_F y \Leftrightarrow S(F(x), F(y)) = 1$$

$$x, y \in X_D$$

ahol

$$S : \Omega^2 \rightarrow \{0,1\}$$

egy szimmetrikus leképezés, és $\forall \omega \in \Omega S(\omega, \omega) = 1$. S_F szimmetrikus, reflexív, de nem tranzitív bináris reláció.

D1.1. Definíció.

Ha az X_D halmaznak legalább két eleme van, és minden részképpárra $x, y \in X_D$ $x S_F y$ teljesül, akkor az X képet F és S szerinti homogén textúrának fogjuk nevezni.

Hangsúlyozzuk, hogy $F(x)$ akármilyen képleírás, így maga a

szürkeségi függvény is lehet. Ha X_D üres vagy csak egy elemből áll, vagyis ha a képméret túl kicsi a képleírás és a hasonlósági reláció meghatározásához, az X képet nem tekintjük homogén textúrának.

Az S_F relációt gyakran egy folytonos hasonlósági függvény, $\sigma_F(x,y)$ segítségével határozzák meg:

$$x S_F y, \text{ ha } \sigma_F(x,y) \geq \sigma_{\min}$$

ahol

$$\sigma_F(x,y) = \sigma(F(x), F(y))$$

$$\sigma : \Omega^2 \rightarrow \mathbb{R} \quad (\sigma \text{ szimmetrikus függvény})$$

és σ_{\min} a hasonlósági küszöbérték.

A definíciónk értelmében adott F és S esetén úgy lehet egy képről megállapítani, hogy homogén textúra vagy sem, hogy minden részképpárra ellenőrizzük az $x S_F y$ feltétel teljesítését. Érthető módon, az operacionális megközelítés keretében ugyanaz a kép lehet textúra vagy nem textúra a képleíró és a hasonlósági reláció választásától függően.

A D minimális részképméret olyan méret, amely még lehetővé teszi az F képleíró meghatározását, mégpedig olyan pontossággal, amely az adott textúraelemzési feladat megoldásához szükséges. Kiszámításához a jellemzőértékeknek a részképmérettől való függőségét kell megvizsgálni figyelembe véve a konkrét feladat által támasztott követelményeket.

A textúrák fő tulajdonságai.

A digitális textúrák kvalitatív leírására sok, tényleges tartalmat nélkülöző jelzőt szoktak használni, pl. finom (fine), vonalas (linear), érdes (rough), stb. Ha csak a sima, nem érdes fizikai felületek képeit akarjuk vizsgálni, a finomságot (vagy

durvaságot), a szabályosságot (vagy véletlenszerűséget) és az anizotrópiát tekinthetjük három olyan tulajdonságnak, melynek eddig a legtöbb figyelmet szentelték. Ha a felületi érdesség is érdekelt minket, kénytelenek vagyunk a harmadik, a felületre merőleges dimenziót is figyelembe venni és ennek megfelelően kiválasztani a képintenzitás matematikai modelljét. Ehhez jelenleg csak a fraktálelmélet /7/ áll rendelkezésünkre, amelynek a textúraelemzési alkalmazásai azonban még nincsenek kellőképpen kidolgozva. Ezért a továbbiakban csak a sima felületeket ábrázoló textúrák képekről lesz szó.

A három felsorolt tulajdonság közül a finomság és a szabályosság elemzésére összpontosult a textúravizsgálati és felismerési módszerek többsége /8/. Később, a forgatás-invariáns textúrafelismeréssel kapcsolatban a kutatók felismerték az anizotrópia fontosságát is /19,14/. Bár a legfontosabbnak tartott tulajdonságok köre már kétségtelenül kialakult, nemigen törődtek azzal, hogy kielégítő módon definiálják őket, mert úgy gondolták, hogy az emberi látáshoz kötött jellemzőkről van szó. Valóságban csak a sztochasztikus mezők elméletén alapuló textúramodellek keretében (Schachter /5/) próbáltak pontos matematikai definíciót adni. Ezek a modellek azonban, amint már mondtuk, csak nagyon szűk, idealizált textúraosztályokat írnak le és inkább elméleti fontosságúak.

a. Textúraelemek és finomság.

A textúrák finomságát vagy durvaságát (coarseness) sokféleképpen definiálják, de mindig feltételezik, hogy a képen bizonyos textúraelemek (tonális primitívek /8/) különíthetők el, és a jellemző ezeknek a méretét tükrözi. A textúraelemek meghatározása a következő lépéssort teszi szükségessé:

1. Lényegkiemelés, azaz a vizsgált képnek az "alakzathoz" (figure) és a "háttérhez" (background) tartozó képelemekre

történi osztása.

2. Csoportosítás (grouping), azaz az "alakzat" osztályba eső képelemek előre megadott (pl. percepciós vagy topológiai) szabályok szerinti csoportosítása.

A lényegkiemelés leggyakoribb módja a képvágás, de léteznek más eljárások is. Közülük néhányat Haralick /8/ sorol fel. Az elemkiemelés második szakasza, a csoportosítás többszintű is lehet az ún. hierarchikus textúrák esetén, amikor alacsonyabb szintű elemek magasabb szinten csoportosulnak. Mi azonban egyszintű mintákra szorítkozunk.

A csoportosítás után a kép textúraelemekből áll. A textúraelemes reprezentáció természetes alapot szolgáltat a hasonlósági reláció meghatározásához. És valóban, az a nézet, hogy a textúrák szabályszerűen vagy véletlenszerűen elhelyezkedő, egyértelműen meghatározható elemekből állnak sokáig dominált a szakterületen. Az elemek kiemelése azonban nem mindig lehetséges, vagy nem egyértelmű. A textúraelem fogalma inkább az emberi textúraészleléshez kapcsolódik. A percepciókutatók fel is fedeztek néhány olyan alakzatot ("texton"-t, /1/), amelyekre az ember spontán textúramegkülönböztetés során leginkább felfigyel. Ez azonban nem változtat azon a tényen, hogy a számítógépes textúraelemzésben nincsen "természetes" leírásmód, csak egy adott feladat megoldására alkalmas vagy kevésbé alkalmas leírásmódok vannak. Noha a továbbiakban illusztrációs célból használni fogjuk az elemes modellt, szem előtt kell tartani a korlátozott mivoltát.

Ugyanez vonatkozik a textúradurvaságra is. Annak dacára, hogy ez a fogalom a digitális textúravizsgálatban legsűrűbben előforduló kifejezések egyike, eddig még a textúramodellekben sem tudták tisztázni. Az értekezésben tárgyalt módszerek nem foglalkoznak a textúraelemek meghatározásával. Nem szándékozunk meg-

fogalmazni a textúradurvaság pontos definícióját, de képek kvalitatív jellemzőjeként használni fogjuk e kifejezést, értve alatta a képvágás útján származtatott elemek átlagméretét. Hasonlóképpen használni fogjuk a "sűrű textúrák" kifejezést is, mely arra utal, hogy az elemek átlagmérete lényegesen nagyobb, mint a szomszédos elemek határai között mért átlagos távolság.

b. Szabályosság.

Egy elemekre bontható térbeli rendszer struktúrája alatt az elemek kölcsönhatásából adódó tulajdonságokat értik, azaz olyan tulajdonságokat, amelyekkel maguk az elemek nem rendelkeznek, csak az általuk létrehozott rendszerben fedezhetők fel. A szabályosság és az anizotrópia a térbeli struktúrák két fontos aspektusa.

A texturális szabályosságról akkor beszélnek, amikor a képben egy ismétlődő determinisztikus intenzitás minta található. A textúra képleíró (F) és hasonlósági reláció (S) szerinti definíciójának (D1.1) értelmében a szabályosság annyit jelent, hogy a hasonlósági reláció meghatározásához már magát az $I(m,n)$ szürkességi függvényt, vagy ennek bizonyos tartományait is lehet képleírásként használni.

Természetesen, nemcsak olyan szigorú szabályosságra gondolunk, amikor a textúra periodikus és az egész kép származtatható egy részkép szabályszerű síkbeli ismétlésével. A szabályosságnak több szintje és fokozata van. Elemekre bontható textúrák esetén a globális és a lokális geometriában, valamint az intenzitás-eloszlásban mutatkozó szabályszerűségről lehet beszélni. Ezt a terminológiát a véletlenszerű mozaikok elméletéből [3] kölcsönöztük, ahol a globális geometria a mozaikrészek síkbeli elhelyezéseért, a lokális geometria az alakjukért és az orientációjukért, az intenzitás-eloszlás pedig a szürkességükért felelős. Mindhárom komponensnek saját véletlenszerűségi fokozata

van, de a különböző komponensek között kölcsönhatás is lehetséges.

A szabályosság igen bonyolult és sokoldalú fogalom. Ennek következtében eddig senki nem vállalkozott arra, hogy javasoljon a szabályosságra egy általános mértéket. Vannak viszont eljárások, amelyek különböző, szabályosságra vonatkozó paramétereket számítanak ki. Az ilyen eljárások köre szűk. A 3. Fejezetben javasolt eljárásunk több új szabályosság-mérőszám meghatározására alkalmas.

c. Anizotrópia.

A texturális anizotrópia a struktúra egy másik fontos vonatkozása. Mondhatjuk, hogy az anizotrópia egy, a szabályosságnál alacsonyabb szinten történő struktúraleírás. Minden, globális geometriájában szabályos minta anizotróp, azaz vannak benne kiemelt irányok. A teksturális anizotrópia fontossága azzal magyarázható, hogy ez a tulajdonság kapcsolatban áll a textúrák szimmetriájával. Mint tudjuk, a szimmetria a természettudományokban gyakran kulcsszerepet játszik és lehetővé teszi bonyolult objektumok matematikai leírását. Julesz /20/ észrevette, hogy a szimmetria jelenléte megkönnyíti az emberi textúraészlelést is. Az anizotrópia kutatás gyakorlati szükségességét alátámasztja az, hogy a különböző síkbeli irányokban végzett képvizsgálat elengedhetetlen a forgatás-invariáns textúrafelismerésben.

Az anizotrópia meghatározására az általunk javasolt operacionális szellemű definíciót /14/ fogjuk használni. Legyen W egy olyan teksturális jellemző, amelynek az értéke rögzített textúra orientáció mellett függ a raszterhez viszonyított síkbeli iránytól, θ -tól ($\theta \in [0, 2\pi]$). A W jellemzőt irányfüggő textúraleírónak fogjuk nevezni. Jelölje $W(\theta)$ a W leíró θ irányban kiszámított értékét. A $W(\theta)$ függvényre mint irányfüggő

textúraleírásra fogunk hivatkozni.

Ha egy, a textúrához viszonyított irányt rögzítünk és változó textúra orientáció mellett kiszámítjuk erre az irányra a W leíró értékét, akkor a kép digitális jellegéből kifolyólag különböző eredményeket kapunk. Ezért az anizotrópia definíciójában figyelembe kell venni az irányfüggő leíró szórását.

D1.2. Definíció.

Ha egy textúrára a $[0,2]$ tartományban meghatározott $W(\theta)$ függvény változása nagyobb, mint a W leíró pontatlansága, amely a textúrának a raszterhez viszonyított változó orientációjából adódik, akkor azt mondjuk, hogy a textúra a W irányfüggő leíró szerint anizotróp.

A $W(\theta)$ függvény segítségével több általános anizotrópiamértéket lehet definiálni. Ezekkel a 4. Fejezetben foglalkozunk.

2. A TEXTÚRAVIZSGÁLAT FELADATTÍPUSAI ÉS MÓDSZEREI.

A képfelismerés három szintje.

Mérő és Vámos elemzése /21/ szerint a digitális képfelismerésben három szint különíthető el: az alacsony, a középső és a magas szint.

A textúravizsgálat esetében a kiinduló kép több típusú textúrát is tartalmazhat. A felismerési szintek funkciói a következők:

- Az alacsony (előfeldolgozási) szint bemenete a kiinduló kép, a kimenete pedig a feldolgozott (átalakított) kép. Ide tartoznak, például, élkiemelés, képvágás, zajszűrés, valamint geometriai korrekciók és más képtranszformációk. Az átalakítás után a kiinduló kép általában nem állítható vissza, de az információvesztés korlátozott mértékű és vizsgálható. Az alacsony szint hardver-függő. Az elsődleges célja a kép minőségének a javítása, illetve a következő szinten történő texturális értelmezéshez szükséges képátalakítás elvégzése. Maga az alacsony szint nem tartalmazza az ilyen értelmezést.

- A középső szint bemenete az előfeldolgozási szinten átalakított kép, kimenete egy tömör képleírás. Típusos középső szintű feladatok közé tartozik a képszegmensek közötti határok, valamint a leíró függvények, struktúrák, jellemzővektorok, stb. meghatározása. Az információvesztés az esetek többségében nem vizsgálható. A középső szint kevésbé hardver-függő. A szint fő célja a lényegkiemelés. Itt történik a kép texturális értelmezése.

- A felső szint bemenete egy tömör képleírás, a kimenete az osztályozott, azaz osztálybasorolási címkékkel ellátott, szegmentált kép. A felső szint feladat-függő.

A szintek között bonyolultabb kapcsolat és együttműködés is lehetséges, amitől a felismerés folyamata elágazó és iteratív lesz.

A középső szint, amelynek az eredménye egy tömör leírás, a textúravizsgálati rendszer szíve. A másik két szint, amely a felismerési lánc két rögzített végéhez csatlakozik, sok esetben jól bevált, klasszikus előfeldolgozási vagy osztályozási algoritmusokat tartalmaz. Az értekezésben ismertetett feladatok és módszerek többsége a középső szinthez tartozik, bár a 4. Fejezetben szó lesz a textúramegkülönböztetésről is, amely osztályozással jár.

Az előbb felsorolt tipikus középső szintű feladatok sorát kiegészíthetjük egy új, általunk megfogalmazott feladattal /10/, a lokális textúratorzulások (hibák) kiemelésével. Ezzel az új feladattal az 5. Fejezetben foglalkozunk részletesen. Most áttekintjük azokat a homogén textúrák leírására használt eszközöket, amelyek akár a homogén minták vizsgálatánál, akár a hagyományos textúraszegementálás esetén, akár az új feladat megoldásában rendelkezésünkre állnak. Különös figyelmet fordítunk arra, hogy mennyire alkalmasak ezek az eszközök a textúrák alaptulajdonságainak az elemzésére.

A homogén textúrák elemzésére irányuló módszerek kritikai áttekintése.

Davis /22/ nyomán a következő három heurisztikus textúraleírás típust különböztetjük meg:

- A képelem alapú (pixel-based) leírástípus, amely a képintenzitások statisztikáit használja.
- A lokális intenzitás minta alapú (local feature-based) leírástípus, amely jellegzetes lokális intenzitás minták (pl. élek) statisztikáit alkalmazza.

- A tartomány alapú (region-based) leírástípus, amely az előzetes képszegmentálás során kiemelt elemi tartományok (textúraelemek) alakjának és elhelyezésének a statisztikáit használja.

Mivel az elemi tartományok egyértelmű meghatározása nehézkes és nem mindig lehetséges, a leghatékonyabb és leggyakrabban alkalmazott textúravizsgálati módszerek az első két kategóriába esnek. A nagyon finom, illetve sűrűn változó intenzitású minták elemzésére a képelem alapú eljárások a legalkalmasabbak (az élek ilyenkor kevés információt hordoznak). Durvább textúrák esetén lehetővé válik a jellegzetes intenzitásmenták: élek, lokális maximumok, stb. megbízható kiemelése, és az ezeken alapuló algoritmusok sikeres felhasználása.

A textúraszabályosság vizsgálat szempontjából két módszercsoportot szokás elkülöníteni, nevezetesen a statisztikai és a strukturális csoportot /8/. Az elnevezés nem szerencsés, mert a strukturális módszerek többsége szintén képstatisztikákat alkalmaz, de igazodva a már kialakult gyakorlathoz, megtartjuk.

A statisztikai módszerek keretében olyan számszerű jellemzőket számítunk ki, amelyek leírják az intenzitások vagy intenzitásmenták eloszlását, de elhanyagolják a térbeli összefüggésüket. A statisztikai eljárások ereje abban rejlik, hogy robusztusak, viszonylag egyszerűek, a számításigényük általában alacsony. Ezek a módszerek esetenként speciális hardverben is megvalósíthatók, és véletlenszerű és szabályos textúrákra egyaránt alkalmazhatók. Érthető, hogy a gyakorlatban az ilyen eljárások dominálnak. A térbeli kölcsönhatások azonban nem mindig elhanyagolhatók, és ez korlátot szab a statisztikai megközelítésmódnak.

A statisztikai módszerekkel ellentétben a strukturális módszerek a textúraelemek, intenzitásminták vagy intenzitások közötti térbeli összefüggésekre koncentrálnak. Szabályos textúrák elemzésénél ezek a módszerek hatékonyabbak az előző módszercsoportnál. A textúramegkülönböztetésben Zuckernek /23/ ezt sikerült is meggyőző kísérletekkel igazolnia egy igen elterjedt eljárás esetében. Az eddig kidolgozott strukturális eljárások fő gyengeségét abban látjuk, hogy sokszor csak szabályos mintákra hoznak érdemi eredményt és képtelenek egységesen leírni szabályos és véletlenszerű textúrákat.

A továbbiakban a képelem alapú és az intenzitás minta alapú módszercsoportra szorítkozunk. Kritikai áttekintést adunk e két típusú textúravizsgálati eljárásokról, különös tekintettel a szabályosság és az anizotrópia elemzésére, hogy lehetőséget adjunk a később ismertetésre kerülő azonos célú módszereinkkel való összehasonlításra. Az áttekintés szükségszerűen nem átfogó jellegű: kihagyunk belőle kevésbé elterjedt vagy az alaptulajdonságok leírására alkalmatlan módszereket, és csak futólag érintjük a textúravizsgálat felső szintű feladatait, pl. az osztályozást. Figyelembe vesszük azt is, hogy a magyar nyelvű szakirodalom meglehetősen hiányos, ezért szükségesnek érezzük, hogy esetenként a módszerek száraz ismertetésén túlmenően valamivel bővebb, nem formális magyarázatot is fűzzünk hozzá. Számos további, itt nem tárgyalt digitális textúravizsgáló módszer áttekintése Hajnal Miklós egyetemi doktori értekezésében /24/ található.

a. Képelem alapú módszerek.

Az együtt-előfordulási mátrixot (co-occurrence mátrix) Julesz Béla használta először percepciókutatásai során. Haralick munkája /25/ után a mátrixot széles körben kezdték alkalmazni a digitális textúravizsgálatban is.

Legyen N_g a szürkeségi szintek száma, L a képméret, $N = L^2$ a képelemek száma és $0 \leq I(m,n) \leq N_g - 1$ a kép szürkeségi függvénye, ahol $m,n \in \{0,1,\dots,L-1\}$. Legyen továbbá $(\Delta m, \Delta n)$ az eltolásvektor (Δm és Δn egész számok) és (d,θ) a polárkoordinátás ábrázolása (lásd 1.ábra).

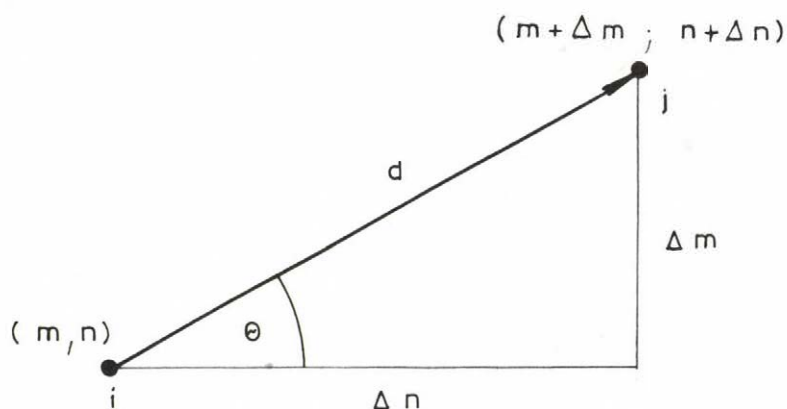
D2.1. Definíció.

Az együtt-előfordulási mátrix

$$C_{ij}(\Delta m, \Delta n) = \frac{\text{card} \{((m,n), (m+\Delta m, n+\Delta n)) \mid I(m,n) = i, I(m+\Delta m, n+\Delta n) = j\}}{\text{card} \{((m,n), (m+\Delta m, n+\Delta n)) \mid m,n,m+\Delta m, n+\Delta n \in \{0,1,\dots,L-1\}\}}$$

ahol $\text{card}\{S\}$ az S halmaz elemeinek a számát jelenti.

A D2.1. definíció kevésbé áttekinthető, de viszonylag egyszerű dolgot takar. A $C_{ij}(d,\theta)$ mátrix megadja a becsült valószínűségét annak, hogy egy d hosszúságú és θ irányú, a képen véletlenszerűen elhelyezett szakasz (eltolásvektor) két végén bizonyos i és j szürkeségi szintek találhatók. A mátrix gyorsan és egyszerűen kiszámítható, a szükséges műveletek száma N -nel arányos. Léteznek hardver megvalósítások is.



1.ábra. Az együtt-előfordulási mátrix és a szürkeség-átmeneti hisztogramm eltolásvektora.

Fontos, hogy a digitális raszter esetén d és 0 diszkrét és nem független egymástól. Például, ha képelemhosszban mérve $d = 1$, akkor θ csak $0, 90, 180$ és 270 fok lehet. Hosszabb vektorok esetén a szögpozíciók száma nagyobb, ami lehetővé tesz finomabb iránybeli vizsgálatot. A leggyakrabban a 45 fok többszöröseit használják. Ez a szögbeli felbontás azonban nem elegendő az anizotrópia megbízható elemzéséhez.

Minthogy a $C_{ij}(d, \theta)$ mátrix mérete $N_g \times N_g$, és ez finom szűrkeségi felbontás esetén több tízezer mátrixelemet tesz ki, felmerül az igény arra, hogy további információ-tömörítést hajtsunk végre. A tömörítés a mátrixon definiált jellemzők segítségével érhető el. Haralick /25/ egy sor jellemzőt javasolt, amelyek közül számunkra a momentumok a legfontosabbak:

D2.2. Definíció.

$$M_n(d, \theta) = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} C_{ij}(d, \theta) \cdot |i-j|^n,$$

ahol $n = 1, 2, \dots$

Az $M_1(d, \theta)$ elsőrendű momentumot, azaz a (d, θ) eltolással mért intenzitás-átmeneteknek az átlagát kontrasztnak (CON) fogjuk nevezni:

$$\text{CON}(d, \theta) = M_1(d, \theta)$$

Az $M_2(d, \theta)$ másodrendű momentumra mint "inerciára" fogunk hivatkozni, mert a mátrix a fődiagonálisához képesti inercianyomatékát jelzi (lásd /25/).

A bevezetésük után az együtt-előfordulási jellemzőket elsősorban textúrafelismerésre alkalmazták úgy, hogy empirikus megfontolások alapján előzetesen kiválasztották és rögzítették az eltolásvektor paramétereit. Később Weszka /26/ kísérleteket végzett különböző eljárások felismerőképességének az

összehasonlítására és megállapította, hogy az általa vizsgált képanyag esetén az együtt-előfordulási jellemzők teljesítménye volt a legjobb, és a kis eltolások ($d = 1,2$) a legalkalmasabbak. Megjegyezte azonban, hogy a textúradurvaság és anizotrópia elemzéséhez figyelembe kell venni a mátrixnak az eltolásvektortól való függőségét.

Weszka kifejti, hogy durvább textúrák esetén, ha a d eltolás kisebb, mint a textúraelemek jellegzetes mérete, az egymástól d távolságon levő képelemek szűrkeségi szintje hasonló, ezért a mátrixon belül a magasabb értékek többnyire a fődiagonális környékén találhatók. Az ellenkező esetben a mátrixelemek értékei körülbelül egyformán oszlanak el. A szórás mértékeként Weszka az inerciát javasolja: minél nagyobb a szórás, annál nagyobb az inercia is.

A fenti gondolatmenet csak akkor érvényes, ha sűrű, mozaikszerű textúrákról van szó. Egyébként, a momentumok inkább az intenzitás-változások közötti átlagos távolsággal függnek össze (vagyis az élek vonalmenti sűrűségével), mert ezek a változások határozzák meg a szűrkeség-átmeneteket. Az együtt-előfordulási mátrix önmagában "nem tudja", hogy hol az alakzat és hol a háttér. Ez a többi képelem alapú módszerre is vonatkozik, noha nem ritka az a vélemény, hogy ezek a módszerek minden kiegészítő feltételezés nélkül is képesek a finomság elemzésére.

Periodikus textúrák esetén előfordulhat, hogy d a periódus többszöröse, a párokat alakító intenzitások közel egybeesnek, és az inercia értéke alacsony, miközben a vizsgált minta finom. Végül, az előbb említett, d és θ közötti összefüggés miatt a kis eltolással $d = 1,2$ végzett részletes anizotrópiavizsgálat nem lehetséges, pedig a kis eltolások, amint később látni fogjuk, igen fontosak. Ezek a tényezők megmutatkoznak az együtt-előfordulási mátrixon alapuló

szabályosság- és anizotrópiaelemző eljárásokban.

Conners /6/ megfigyelte, hogy periodikus textúrák esetén az együtt-előfordulási jellemzők, így az inercia is, d szerint periodikusok, ha az eltolásvektor iránya egybeesik a periodicitás irányával. Elvégezte a szabályos mintákra meghatározott inerciafüggvény periodicitás-analízisét és megmutatta, hogy az $M_2(d, \theta)$ d szerinti periódusa egyenlő a textúra periódusával. Ez az eljárás eleve nem alkalmas a véletlenszerű textúrák kezelésére, és nem tesz különbséget szigorúan szabályos és kevésbé szabályos minták között sem.

Zucker /23/ a χ^2 -próbát alkalmazta a $C_{ij}(d, \theta)$ mátrixra, hogy megtalálja azokat az eltolásokat, amelyek a minta szabályosságát leginkább tükröző mátrixokhoz vezetnek. Feltételezi, hogy az egymástól d távolságban levő intenzitások függetlenek, és a χ^2 -próba segítségével ellenőrzi, hogy a vizsgált kép statisztikája mennyire mond ellent ennek a feltevésnek. Ily módon minden d -re kap egy számot, $\chi^2(d)$ -t, amely akkor maximális, amikor d egybeesik a minta periódusával, vagy ennek a többszöröse. Tekintve, hogy $\chi^2(d)$ -nek akkor is van értelme, amikor a vizsgált textúra véletlenszerű, ez a függvény lehetne egy természetes szabályosság-mérték alapja is. Zucker azonban nem tett kísérletet a különböző mintákra kiszámított $\chi^2(d)$ függvények összehasonlítására. A dolgozatának erényét abban látjuk, hogy megmutatta azt, hogy a szabályos textúrák felismerését a minták struktúrájának megfelelő, adaptív eltolással kell végezni.

Davis /19/ volt az első, aki megvizsgálta a $C_{ij}(d, \theta)$ mátrix szögtől való függőségét és bevezette a polarogramm fogalmát, amely a polárkoordináták felhasználásával ábrázolt együtt-előfordulási jellemzők jelölésére szolgál. Megmutatta, hogy ez a szemléletes reprezentáció lehetővé teszi az anizotrópia

főbb vonásainak az elemzését és a felismerésre alkalmas, a polarogramm alakját leíró jellemzők bevezetését. Mivel Davis munkája szorosan kapcsolódik a 4. Fejezetben tárgyalt módszerünkhöz, abban a fejezetben még egyszer visszatérünk a polarogrammokhoz. Most csak annyit jegyzünk meg, hogy a Davis által elvégzett 45 fokenkénti anizotrópia-vizsgálat pontatlan és nem biztosítja a polarogrammok stabilitását, ha a minta orientációja változik.

A $D(d, \theta)$ szürkesség-átmeneti hisztogramm (gray-level difference histogram, /26/) az együtt-előfordulási mátrix gyakran használt egyszerűsített változata. A $D_K(\Delta m, \Delta n)$ értékei a $(\Delta m, \Delta n)$ eltolással mért szürkesség-átmenet, $k \in \{0, 1, \dots, N_g - 1\}$ gyakoriságát jelentik:

D2.3. Definíció.

$$D_K(\Delta m, \Delta n) = \frac{\text{card} \{((m, n), (m + \Delta m, n + \Delta n)) \mid |I(m, n) - I(m + \Delta m, n + \Delta n)| = K\}}{\text{card} \{((m, n), (m + \Delta m, n + \Delta n)) \mid m, n, m + \Delta m, n + \Delta n \in \{0, 1, \dots, L-1\}\}}$$

Ez az információ nyerhető az együtt-előfordulási mátrixból is, így $D_K(d, \theta)$ eleve nem nyújthat többet, mint $C_{ij}(d, \theta)$. A hisztogramot azért alkalmazzák, mert kezelése egyszerűbb, tárolása kevesebb memóriát igényel, és a rajta alapuló textúramegkülönböztető eljárások teljesítménye egyes esetekben eléri az együtt-előfordulási eljárásokét /26, 27/. Ez részben annak tulajdonítható, hogy az inercia jellemzőt a többi momentummal együtt $D_K(d, \theta)$ -ból is meg lehet határozni. Szintén ennek a következménye, hogy a Connors-féle periodicitás-analízis és a Davis-féle inercia alapú anizotrópia-vizsgálat elvégezhető a szürkesség-átmeneti hisztogramm segítségével is. Zucker módszerének alkalmazásához a hisztogramm már nem elegendő.

Az $I(m,n)$ képfüggvény nem normalizált autokorrelációs függvényét /28/ a következő képlet határozza meg:

D2.4. Definíció.

$$R(u,v) = \sum_{m=0}^{L-1} \sum_{n=0}^{L-1} I(m,n) \cdot I(m-u, n-v),$$

ahol L a képméret, $u,v \in \{-L, -L+1, \dots, L\}$, és $I(m,n) = 0$, ha m vagy $n \notin \{0, 1, \dots, L-1\}$.

A textúravizsgálat fejlődésének kezdeti szakaszán az autokorrelációs függvény a Fourier-transzformációhoz hasonlóan a textúra természetéhez jól igazodó eszköznek számított. Az $R(u,v)$ függvény elvben lehetővé teszi az élsűrűség szerinti anizotrópia-kiértékelést, valamint a periodicitás-elemzést. A kiszámítása azonban idő- és memóriaigényes, kezelése és modellezése pedig nehézkes. Haralick /8/ észrevétele szerint az együtt-előfordulási mátrix több lényeges és kevesebb fölösleges információt tartalmaz, mint az $R(u,v)$ függvény. $R(d,\theta)$ kifejezhető $C_{ij}(d,\theta)$ -ból, és a kis autokorrelációjú, Markov-féle minták esetén az egylépéses ($d = 1$) együtt-előfordulási valószínűségek tetszőleges távolságra meghatározzák az autokorrelációt.

Az autokorrelációs függvény és a Fourier-transzformáció spektrális sűrűsége között egyértelmű kapcsolat létezik, nevezetesen a spektrális sűrűség az autokorrelációs függvény Fourier-transzformáltja (lásd /8/). Ezért a fenti észrevétel a spektrális sűrűségre is vonatkozik. Ebben látja Haralick a Fourier-eljárás többször bebizonyosodott gyengébb textúrafelismerő képességének egyik okát. A kétdimenziós diszkrét Fourier-transzformáció /26/ definíciója a következő:

D2.5. Definíció.

$$F(u,v) = \sum_{m=0}^{L-1} \sum_{n=0}^{L-1} I(m,n) \cdot e^{-\frac{2\pi i}{L}(mu+nv)},$$

ahol $u, v \in \{0,1,\dots,L-1\}$.

A spektrális sűrűség

$$P(u,v) = |F(u,v)|^2$$

A $P(\omega, \theta)$ polárkoordinátás sűrűségben úgy nyilvánul meg a sűrű textúrák finomsága, hogy durvább mintáknál az alacsony frekvenciák dominálnak és $P(\omega, \theta)$ az origó környékén vesz fel nagyobb értékeket. Egyébként, $P(\omega, \theta)$ az élek térbeli sűrűségéből és orientációjából adódó anizotrópiára érzékeny. A periodikus mintákra meghatározott $P(\omega, \theta)$ függvény kiugró lokális maximumokkal rendelkezik.

D'Astous /29/ a spektrális sűrűségi jellemzők két új csoportját vezette be. Az egyik csoport leírja a spektrum lokális maximumait, jellegzetes frekvenciáit, vagyis a szabályossággal foglalkozik. A másik csoport a frekvenciák iránybeli eloszlását vizsgálja. Több kutató (lásd, például, /26,27/, /30/) tapasztalata szerint azonban a spektrális reprezentációs mód kevésbé alkalmas a digitális textúraelemzésre. A módszerrel szemben emelt kifogások között szerepel a túlzott zajérzékenység, a drasztikus lokális és lassú globális intenzitás-változásból származó, a spektrumot befolyásoló magas, illetve alacsony frekvenciák megjelenése, a periodicitással kapcsolatos peremfeltételekből adódó nehézségek és a nagy számításigény. A D'Astous által javasolt spektrális szabályosság- és anizotrópiamértékek ezzel együtt hasznosak lehetnek olyan körülmények között, amikor a Fourier-transzformáció alkalmazása mégiscsak előnyös. Véleményem szerint ez elsősorban hullámszerű, periodikus,

kevésbé zajos textúramintákra vonatkozik.

b. Lokális intenzitásminta alapú módszerek.

Nagyobb elemekből álló textúrák esetén a képelem alapú módszerek alkalmazása nem mindig előnyös, mert az intenzitások statisztikái néha túl nagy mértékben függnék az elemeken belül mért, percepciósszempontból nem fontos véletlenszerű intenzitás-változásoktól. Ezért ebben az esetben több képelemet magában foglaló, jellegzetes intenzitásminták statisztikáit érdemes használni. Elsősorban élekre és lokális maximumokra gondolunk, de elképzelhetők más intenzitásminták is (lásd, például /8/). Ezek a minták kevésbé érzékenyek a zajra, és rajtuk keresztül vizsgálható a textúraelemek alakja és elhelyezése.

Az intenzitásmintákat használó módszerek között eddig az élkép alapú eljárások bizonyultak a leghatékonyabbaknak. Ez megfelel annak a meghatározó szerepnek, amelyet az élek az emberi látásban játszanak. A Julesz-féle textúrapercepcióss texton-modell /1/ szürke képek esetén szintén az élekre épül.

Az intenzitásminták keresése önmagában sem triviális feladat, ezért az ezeken alapuló módszerek kevésbé elterjedtek, mint a képelem alapú eljárások. Egy általános jellegű módszert ismertetünk, amelynek a tanulmányozása elősegíti majd az anizotrópiaelemző algoritmusunk megértését.

Az együtt-előfordulási mátrix lényegét tágabb értelemben a következőképpen fogalmazhatjuk meg:

- az egész képre meg van határozva egy számban kifejezhető lokális intenzitás-tulajdonság (pl. szürkességi szint);
- definiálva van egy térbeli viszony (reláció), amely a térben páronként összekapcsolja az intenzitás-

tulajdonságokkal rendelkező pontokat (pl.eltolásvektorral);

- ekkor az együtt-előfordulási mátrix kifejezi annak a gyakoriságát, hogy két, bizonyos tulajdonságokkal rendelkező pont között fennáll a megadott térbeli viszony.

Az így felfogott együtt-előfordulási mátrix általánosítása már könnyű feladat, és ezt Davis /31/ meg is oldotta. Az általánosított együtt-előfordulási mátrix (generalized co-occurrence mátrix) fogalma három pilléren nyugszik, ezek a lokális intenzitás minta, valamint az előbb említett lokális intenzitás-tulajdonság (local property) és a térbeli viszony (spatial relation).

Legyen Q a kép lokális intenzitás mintáinak (pl.éleknek) a halmaza, T a lokális intenzitás-tulajdonságok halmaza, és f egy olyan leképezés, mely minden intenzitás mintához hozzárendel egy-egy tulajdonságot:

$$f : Q \rightarrow T$$

Legyen továbbá $S \subseteq Q^2$ egy bináris reláció, mely kifejezi, hogy két intenzitás minta között fennáll az adott térbeli viszony:

$$(q_1, q_2) \in S,$$

ahol $q_1, q_2 \in Q$.

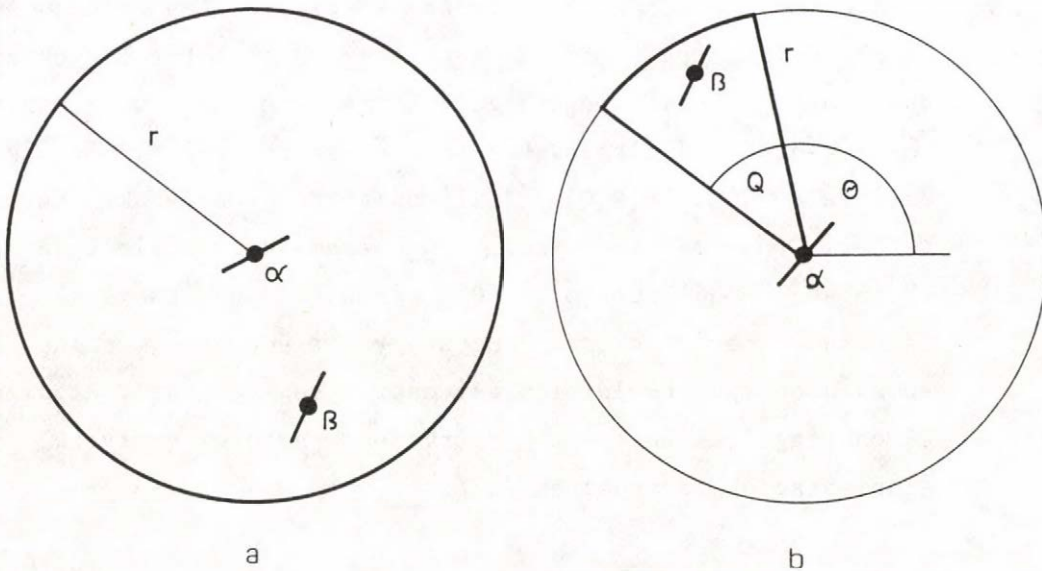
D2.6. Definíció.

Az általánosított együtt-előfordulási mátrix

$$GC_{t_1, t_2}(S) = \frac{\text{card} \{(q_1, q_2) \in S \mid f(q_1) = t_1, f(q_2) = t_2\}}{\text{card} \{S\}},$$

$$t_1, t_2 \in T$$

Davis /31/ több intenzitás-tulajdonságot és térbeli viszonyt tárgyal. Az intenzitás-tulajdonságok közül a legelterjedtebbre, az élorientációra szorítkozunk, amelyet α vagy β betűvel fogjuk jelölni. A térbeli viszonyok közül kettőt említünk meg (lásd 2.ábra).



2.ábra. Két példa az általánosított együtt-előfordulási mátrix definíciójában szereplő térbeli viszonyra: (a) izotróp; (b) anizotróp.

Az első esetben a kiinduló él és a tőle r sugarú körön belül levő más élek között teremtünk kapcsolatot és ennek megfelelően definiáljuk a $GC_{\alpha\beta}(r)$ általánosított együtt-előfordulási mátrixot. Ezen keresztül megvizsgálhatjuk a textúrának az élorientáció szerinti lokális anizotrópiáját: ha minden él körül van véve az övétől eltérő, különböző irányú élekkel, akkor a minta ebből a szempontból izotróp. Az élek irányítottságának a mértéke az un. általánosított kontraszt (generalized contrast) /31/ lehet:

D2.7. Definíció.

$$GCON(r) = \sum_{\alpha, \beta} GC_{\alpha\beta}(r) \cdot |\sin(\alpha - \beta)|$$

Az izotróp mintákra kiszámított $GCON(r)$ értéke magas.

A második esetben kör helyett körcikket használunk és ezzel anizotróppá tesszük a térbeli kapcsolatot létrehozó operátort, hogy megvizsgáljuk az élek vonalmenti sűrűségének a változásából eredő anizotrópiát. Az így definiált $GC_{\alpha\beta}(r, \theta, Q)$ általánosított mátrixnak három térbeli paramétere van. A paraméterek jelentése a 2b. ábrából leolvasható. $GC_{\alpha\beta}(r, \theta, Q)$ segítségével a textúrák periodicitása ugyanúgy elemezhető, mint a szokványos együtt-előfordulási mátrix segítségével, azzal a különbséggel, hogy a szűrkeségi szintek helyett az élorientációk szerepelnek /32/.

$GC_{\alpha\beta}(r, \theta, Q)$ nem oldja meg az r és θ összefüggésével kapcsolatos problémát. Felmerül viszont az igény arra, hogy a pontos anizotrópiavizsgálat érdekében biztosítsuk az éldetektáló operátor izotrópiáját azzal, hogy az összes élorientáció "egyenjogú" legyen.

Davis dolgozata /31/ további, kevésbé elterjedt általánosításokat is tartalmaz, és ezenkívül leírja az új jellemzőkkel végzett textúrafelismerési kísérletek eredményeit. E munka folytatásaként összehasonlítási kísérletek is történtek /33/, amelyek kimutatták, hogy durva textúrák esetén az él alapú együtt-előfordulási jellemzők felismerőképessége néha meghaladja a klasszikus együtt-előfordulási jellemzőkét. Zucker megállapítása /34/ szerint a szokványos és az általánosított jellemzők párhuzamos alkalmazása tovább javíthatja a textúramegkülönböztető rendszerek teljesítményét.

Az átfogó szabályosság- és anizotrópiaelemző eljárások kidolgozása még mindig az aktuális feladatok egyike. A képelem és az intenzitás minta alapú módszerek döntő többsége az élsűrűséggel és az élorientációval kapcsolatos tulajdonságokat vizsgálja. A következő két fejezetben két új, a homogén textúrák leírására irányuló módszerünket ismertetjük, amely szintén ezeket a tulajdonságokat elemzi. A módszereink másik közös vonása, hogy változó irányú digitális egyenesek mentén végzik a textúraanalízist.

3. A TEXTÚRÁK SZABÁLYOSSÁGA.

Az előző fejezetben áttekintettük a főbb heurisztikus textúravizsgáló módszereket és láttuk, hogy jelenleg nincs olyan általánosan elfogadott, a texturális szabályosságot kiértékelő eljárás, amely képes lenne egységesen leírni mind véletlenszerű, mind szabályos képeket, és áthidalni a strukturális és a statisztikai megközelítésmód között tapasztalt koncepcionális rést. Egy ilyen eljárásnak több, lokális és globális geometria szempontjából értelmezhető szabályosságértéket kell tartalmaznia. Elemes textúrák esetén szükség van az elemek szűrkeségében mutatókozó szabályszerűségek leírására is.

Mielőtt elkezdenénk a szabályosságelemző módszerünk ismertetését, rövid pillantást vetünk a textúrák generálására és elemzésére alkalmazott mozaik modellekre /3/, amelyekben mind a három felsorolt komponens megvan. Azért is tartjuk fontosnak, mert a módszerünk bizonyos értelemben közbülső helyet foglal el a tisztán heurisztikus és a textúrák matematikai modelljén alapuló módszerek között.

Mozaik modellek.

A felosztásos (cell structure) mozaikok úgy alakulnak ki, hogy először felszabdalunk egy síkbeli tartományt, és ezek után az előre megadott valószínűségek szerint minden cellát véletlenszerűen kifestünk, azaz hozzárendelünk egy színnek (color) nevezett intenzitás-eloszlást. A lefedéses (coverage) mozaikok elkészítésénél kiválasztunk egy véletlenszerűen kifestett alakzatkészletet és ezekkel az alakzatokkal szintén véletlenszerűen lefedjük a síkbeli tartományt.

A természetes textúragenerálási folyamatoknál az előbb említett három főkomponens - lokális és globális geometria, valamint a "festési függvény" (painting function) - nem mindig független egymástól. A mozaik modellek matematikai kezelhetőségének a kedvéért azonban kénytelenek feltételezni a függetlenséget, ami sokszor ellentmond a valóságnak. A modellek más, hasonló eredetű nehézségekbe is ütköznek. A legsúlyosabb köztük az, hogy nagyon nehézkes az olyan modellek kezelése, amelyek meg akarnak tartani bizonyos mértékű szabályosságot a sztochasztikus komponensekben, vagy bevezetni korlátozott véletlenszerűséget a szabályos komponensekbe. A szabályszerűség és a véletlenszerűség kombinálása a statisztikai összefüggések számának a növeléséhez és a kezelhetőség drasztikus romlásához vezet.

A mozaik modellek korrelációs tulajdonságait az un. modell variogramm, $V(d, \theta)$ írja le, amely azonos az általunk már használt inerciafüggvénnyel. Ezért a variogramra is vonatkozik mindaz, amit az inerciáról korábban megállapítottunk, például az, hogy a reguláris textúrák esetén $V(d, \theta)$ d szerint periodikus lesz. A mozaikok elméletében bebizonyították /5/, hogy a kis eltolásokra kiszámított variogramm fontos, az intenzitás-változások sűrűségére vonatkozó információt tartalmaz.

Több típusú izotróp mozaikra sikerült már a variogramot meghatározó elméleti képleteket levezetni. Az elméleti variogramok paramétereit variálva, Schachter /35/ elvégezte az elméleti és a kísérleti variogramok illesztését, amelynek a minősége egyes fajta textúráknál elfogadhatónak bizonyult. A típikus elméleti variogramm monoton növekvő, egy vízszintes asszimptotához tartó görbe. Az eltolás növekedésével kezdetben nő a különböző cellákhoz tartozó, az egymástól d távolságban levő pontok száma, és ez a függvény monoton növekedését eredményezi. Nagy eltolásoknál a d értéke már nem befolyásolja az átmenet-valószínűségeket, emiatt a variogramm ellaposodik. Ez a /3/-ban

ismertetett összes elméleti variogramra jellemző, típusos viselkedés; az eltérések csak a részletekben tapasztalhatók. Világos, hogy a szabályos minták leírására ezek a függvények nem alkalmasak, mert bennük nyoma sincs a periodicitásnak: a matematikailag kezelhető mozaikokból hiányoznak szabályos komponensek.

Az egyetlen általunk ismert kivételt Modestino textúramodellje /36/ képezi. Ebben a modellben a mozaik a sík derékszögű felszabdalásával épül. A felszabdalási algoritmusnak szabályszerűségi paramétere is van, ami egyaránt lehetővé teszi a véletlenszerű és a szabályos globális geometriájú képek generálását.

A szabályszerűségi paraméter bevezetéséért magas árat kell fizetni. A Modestino-féle modell keretében létrehozott mozaikok derékszögű struktúrája nem jellemző a valódi textúrákra, és ez meg is nyilvánul a dolgozatban leírt kísérleti eredményekben. Számunkra ennél is lényegesebb az, hogy a matematikai bonyolultság miatt Modestino kénytelen egyszerűsíteni a modelljét, amikor sor kerül a valódi textúrák paramétereinek a becslésére. A becslési eljárásban már nem szerepel a szabályszerűségi paraméter, így az egész módszer alkalmatlanná válik a szabályos textúrák leírására.

Kontrasztgörbe.

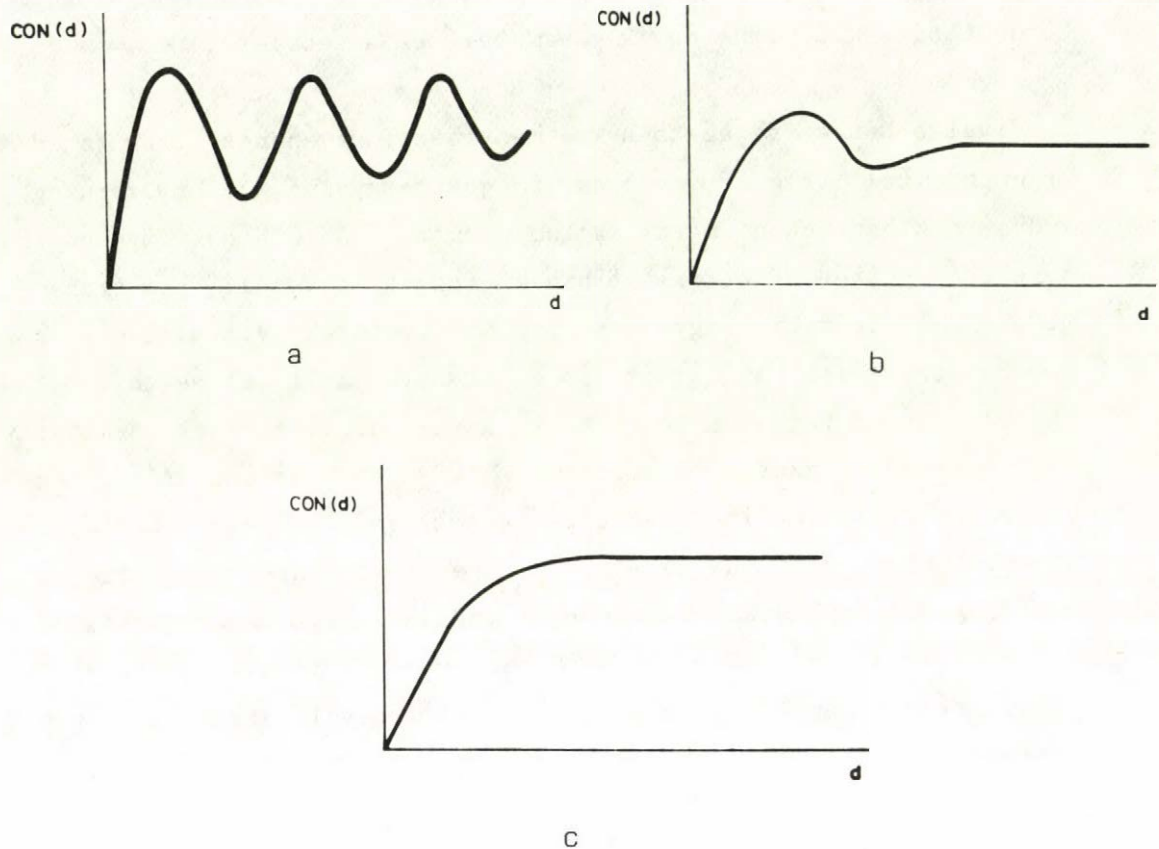
Bár az előzőekben csak a mozaik modellekről esett szó, a felvázott helyzet más modelltípusokra is jellemző. A textúragenerálásban a véletlen és a szabályos kombinálása igen nehéz feladat, amelyet eddig senkinek nem sikerült igazából megoldania. Ezért előnyösebbnek tartjuk, hogy a modellezést alacsonyabb szinten végezzük. Nem a képeket, hanem az ezeket leíró függvényeket kívánjuk modellezni. A leíró függvényként a már többször említett kontrasztfüggvényt (lásd a D2.2. definíciót) választjuk. A kontrasztfüggvény és az inerciafüggvény (vagy

variogramm) között sok a hasonlóság, a szabályosságvizsgáló módszerünk szempontjából a köztük levő különbség lényegtelen. A választásunk oka, hogy a kontrasztfüggvény használata meg fogja könnyíteni a modellünk egyik paraméterének a becslését.

Mivel ebben a fejezetben a kontrasztfüggvénynek csak a d argumentumtól való függőségét fogjuk tárgyalni, az egyszerűség kedvéért kihagyjuk a másik argumentumot. A $CON(d)$ függvényt ábrázoló görbét kontrasztgörbének fogjuk nevezni. Nem szabad azonban elfelejteni, hogy az anizotróp textúrák vizsgálatánál a fejezetben leírt analízist több irányra kell elvégezni. A szabályosság mértéke változik az iránnyal, ezt Zuckernek a valódi textúrákkal végzett kísérletei [23] is alátámasztják. Az ismertetésre kerülő szabályosságelemző módszerünket a kísérletekben csak a vízszintes irányra alkalmazzuk, mert az elsődleges célunk a kontrasztgörbék modellezése. Az eljárásunk minden változás nélkül a 45 fok többszöröseire is alkalmazható. A többi irányra történő kiterjesztés lehetőségével a fejezet végén foglalkozunk.

A 3. ábrán látható az egyszerű textúrák esetén kiemelhető három szabályosságfokozatnak megfelelő három kontrasztgörbe típus. Egy szabályos képet leíró kontrasztgörbe (a) periodikus. Minél szabályosabb a kép, annál lassabban csökken az amplitudó. Egy nagyon gyenge szabályosságot mutató textúra kontrasztgörbéje (b) gyorsan ellaposodik. Végül, a véletlenszerű mintákra a monoton növekvő, egy vízszintes asszimptotához tartó görbe (c) a jellemző, amely hasonlít az előző pontban tárgyalt tipikus mozaik

variogrammra.



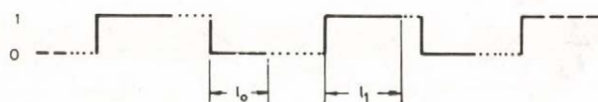
3.ábra. Három kísérleti kontrasztgörbe típus: (a) szabályos; (b) nagyon gyengén szabályos; (c) véletlenszerű.

Valamivel realisztikusabb görbéket kapunk, ha ezen felül bevezetjük az esetleges világítás-egyenlőtlenségekől eredő lassú kontrasztnövekedést. Amikor a periodikus textúrák elemein belül drasztikus intenzitás-változások vannak, a $CON(d)$ periódusának az alakja bonyolultabb lesz.

Zebra jelsorozat.

A feladatunk tehát az, hogy a 3. ábrán bemutatott egydimenziós CON(d) kontrasztgörbékhez hasonló görbék tudjuk generálni. Ehhez bevezetjük a zebra jelsorozat (sztochasztikus folyamat) fogalmát.

Legyen $Z(L_0, A_0, L_1, A_1)$ a 4. ábrán látható bináris, azaz nullákból és egyesekből álló digitális jelsorozat. A sorozat minden jelszünete egy állandó és egy változó szakaszból áll. Az állandó szakaszok hossza mindenütt L_0 , a változó, véletlenszerűen generált szakaszok átlagos hossza A_0 . Hasonlóan, legyenek L_1 és A_1 a megfelelő jelszakaszok hosszai. Értelemszerűen $L_0, L_1 \in \{0, 1, 2, \dots\}$. Az egyszerűség kedvéért feltételezzük, hogy minden véletlenszerű szakasz legalább egy lépésből áll, azaz $A_0 \geq 1$ és $A_1 \geq 1$.



4. ábra. A zebra jelsorozat.

D3.1. Definíció.

A $Z(L_0, A_0, L_1, A_1)$ négyparaméteres bináris jelsorozatot zebra jelsorozatnak nevezzük.

A zebra jelsorozatot egy olyan egydimenziós textúragenerálási modellnek tekinthetjük, amikor bizonyos mértékig kézben tartjuk a textúraelemek méretét és az elrendezési szabályokat. Például, ha $A_0 \gg L_1$ és $L_1 \gg A_1$, egy majdnem azonos méretű, de véletlenszerűen elhelyezett elemekből álló mintát kapunk.

Ahhoz, hogy meghatározzuk a tetszőleges zebra jelsorozat kontrasztgörbáját, formalisan többszintűvé alakítjuk át az eredeti kétszintű sorozatot. A jelszűnet konstans részének minden eleméhez hozzárendelünk egy-egy szintet (állapotot) úgy, hogy az i -ik elem szintje i lesz, $i = 0, 1, \dots, L_0 - 1$. A jelszűnet véletlenszerű része az $i = L_0$ szintet kapja. Hasonló módon a jel szintjei $L_0 + 1, L_0 + 2, \dots, L_0 + L_1$, illetve $i = K = L_0 + L_1 + 1$ lesznek.

Feltételezzük, hogy a véletlenszerű szakaszokat két egymástól független folyamat generálja úgy, hogy a változó szakaszok elsőrendű negatív binomiális eloszlást követnek. Szemléletesen ez azt jelenti, hogy $1/A_0$ illetve $1/A_1$ valószínűséggel történik 01 illetve 10 átmenet. Ekkor a többszintű sorozatot elsőrendű Markov láncnak tekinthetjük. A lánc $P_{ij}(1)$ egylépéses átmenet-
valószínűségi mátrixának a következő nem nullás elemei vannak:

$$\begin{aligned} P_{i,i+1}(1) &= 1, & i \neq L_0, i \neq K \\ P_{L_0,L_0}(1) &= 1 - \frac{1}{A_0} \\ P_{L_0,L_0+1}(1) &= \frac{1}{A_0} \\ P_{K,K}(1) &= 1 - \frac{1}{A_1} \\ P_{K,0}(1) &= \frac{1}{A_1}, \end{aligned} \quad (3.1)$$

ahol $K = L_0 + L_1 + 1$ és $A_0 \geq 1, A_1 \geq 1$; a mátrix mérete $(K+1) \times (K+1)$.

A $P_{ij}(d)$ többlépéses mátrix fontos tulajdonsága az, hogy

$$P_{ij}(d) = \sum_{m=0}^K P_{im}(1) P_{mj}(d-1) \quad (3.2)$$

A (3.1)-ből és (3.2)-ből következik, hogy $P_{ij}(d)$ tetszőleges

eltolásra ($d > 1$) rekurzívan meghatározható:

$$P_{ij}(d) = \begin{cases} P_{i+1,j}(d-1), & i \neq L_0, i \neq K \\ \frac{A_0-1}{A_0} P_{L_0,j}(d-1) + \frac{1}{A_0} P_{L_0+1,j}(d-1), & i = L_0 \\ \frac{A_1-1}{A_1} P_{K,j}(d-1) + \frac{1}{A_1} P_{0,j}(d-1), & i = K \end{cases} \quad (3.3)$$

A szintek előfordulási valószínűségei

$$P_i = \begin{cases} \frac{1}{T_2}, & 0 \leq i < L_0 \\ \frac{A_0}{T_2}, & i = L_0 \\ \frac{1}{T_2}, & L_0 < i \leq K-1 \\ \frac{A_1}{T_2}, & i = K, \end{cases} \quad (3.4)$$

ahol az alábbi jelölést használtuk:

D3.2. Definíció.

$$T_2 = L_0 + A_0 + L_1 + A_1$$

A $0, 1, \dots, L_0$ szintek a jelszünetekhez tartoznak, többiek pedig a jelekhez. Kihasználva az együtt-előfordulási mátrix és az átmenet-valószínűségi mátrix között fenálló

$$C_{ij}(d) = P_i P_{ij}(d), \quad (3.5)$$

összefüggést, összeadjuk a megfelelő $C_{ij}(d)$ értékeket és megkapjuk a következő képletet a $CON(d)$ zebra alapú kontrasztfüggvényre:

$$CON_z(d) = CON_{01}(d) + CON_{10}(d) \quad (3.6)$$

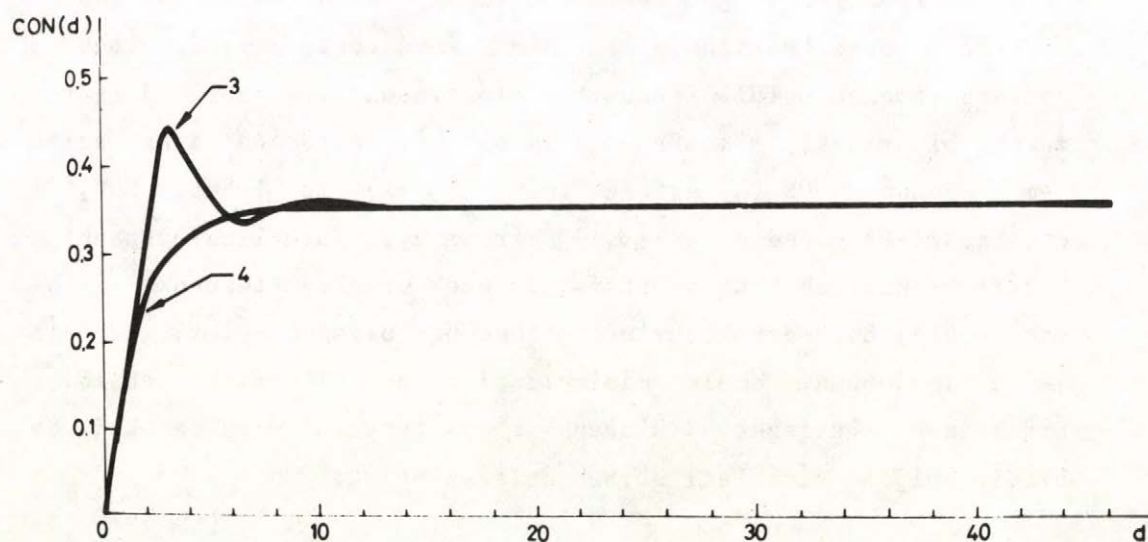
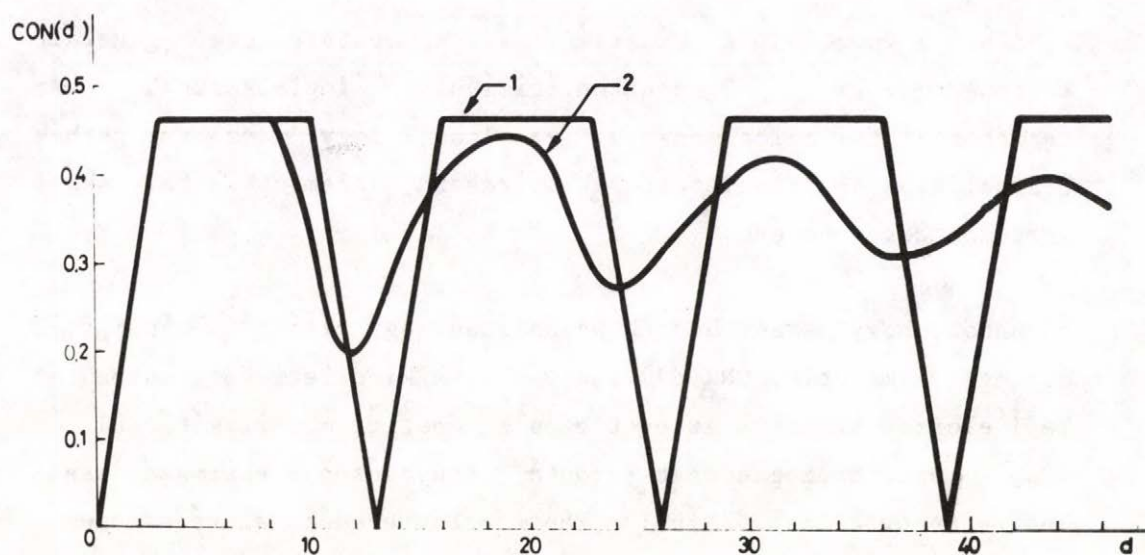
ahol

$$\begin{aligned} \text{CON}_{01}(d) &= \frac{1}{T_z} \left(\sum_{i=0}^{L_0-1} \sum_{j=L_0+1}^K P_{ij}(d) + A_0 \sum_{j=L_0+1}^K P_{L_0,j}(d) \right) \\ \text{CON}_{10}(d) &= \frac{1}{T_z} \left(\sum_{i=L_0+1}^{K-1} \sum_{j=0}^{L_0} P_{ij}(d) + A_1 \sum_{j=0}^{L_0} P_{K,j}(d) \right) \end{aligned}$$

A (3.6) képletben szereplő $P_{ij}(d)$ értékeket a (3.3) rekurzív formula adja meg. A képletet csak a $d > 1$ esetben használjuk, mert $\text{CON}_z(0) = 0$ és, amint a (3.1) és (3.6) képletekből egyenesen következik,

$$\text{CON}_z(1) = \frac{2}{T_z} \quad (3.7)$$

A 5.ábrán látható négy, a módszerünk segítségével generált kontrasztgörbe. A zebra paramétereket úgy választottuk, hogy szemléletessé tegyük a szabályosság és a véletlenszerűség közötti fokozatos átmenetet, amelyet a kísérleti görbéknél (lásd 3.ábra) is tapasztaltunk.



5. ábra. Zebra alapú kontrasztgörbék. Paraméterek:

(1) (2, 1.00, 9, 1.00); (2) (2, 1.00, 5, 5.00);

(3) (2, 1.00, 1, 9.00); (4) (0, 3.00, 0, 10.00);

Kísérleti és elméleti görbék illesztése.

Ebben a pontban a kísérleti és a mesterségesen generált kontrasztgörbék összehasonlításával foglalkozunk. Az összehasonlítás célja annak a igazolása, hogy a zebra görbék használhatók a valódi textúrák leírására, valamint szabályossági mértékek bevezetésére.

Ahhoz, hogy össze tudjunk hasonlítani egy kísérleti ($CON_e(d)$) és egy elméleti ($CON_z(d)$) függvényt, a kísérleti függvényben el kell először tüntetni az esetleges egyenetlen megvilágításból és más, textúrahomogénitást rontó tényezőkből származó lassú kontrasztnövekedést. Mivel a kontrasztnövekedés szűrése csupán technikai kérdés, az erre kifejlesztett heurisztikus algoritmusunk leírását az A.Függelékben adjuk meg.

A kontrasztgörbék generálásánál eddig csak a geometriai aspektusokra koncentráltunk és nem fordítottunk figyelmet a textúraelemeken belüli intenzitás-eloszlásokra. A zebra jelsorozatok binárisak, miközben sok valódi kép leírásához a két szint nem elegendő. $CON_e(d)$ értéke akár $(N_g - 1)$ is lehet, $CON_z(d)$ értékkészlete pedig a $[0,1]$ tartomány. Normalizálhatnánk a kísérleti kontrasztfüggvényt is, de ezek után sem lennének biztosak abban, hogy egy kísérleti görbét egy olyan elméleti görbe ír le a legjobban, amely minimalizálja az eltérések abszolút értékeinek összegét, hiszen több tényező, így a zaj is befolyásolja a kísérleti görbék átlagszintjét.

A görbék összehasonlításánál bennünket nem az abszolút eltérés, hanem az alak hasonlóság érdekel, ezen belül is főleg a lokális maximumok (periodicitások) és az amplitudócsökkenési ütemek (szabályosságfokozatok) egybeesése. Ennek megfelelően, hogy kompenzáljuk a zebra jelsorozatok kétszintűségét, bevezetjük az ötödik modell paramétert, a H kompenzációs együtthatót. Egy

adott $CON_e(d)$ -re olyan H értéket és olyan $CON_z(d)$ függvényt fogunk keresni, amelyek minimalizálják a $CON_e(d)$ és $H \cdot CON_z(d)$ közötti négyzetes eltérést:

$$D(H, L_0, A_0, L_1, A_1) = \sum_d (CON_e(d) - H \cdot CON_z(d))^2 = \text{minimum} \quad (3.8)$$

A $D(H, L_0, A_0, L_1, A_1)$ minimumára

$$\frac{\partial D(H, L_0, A_0, L_1, A_1)}{\partial H} = 0,$$

ezért

$$H = \frac{S_{ez}}{S_{zz}},$$

ahol

$$S_{ee} = \sum_d CON_e(d) CON_e(d),$$

$$S_{ez} = \sum_d CON_e(d) CON_z(d),$$

$$S_{zz} = \sum_d CON_z(d) CON_z(d)$$

Visszahelyettesítve (3.8)-ba, azt kapjuk, hogy ez a feladat egyenértékű az alábbival:

Maximalizáljuk a

$$\frac{(S_{ez})^2}{S_{ee} S_{zz}} \quad (3.9)$$

korrelációs mértéket.

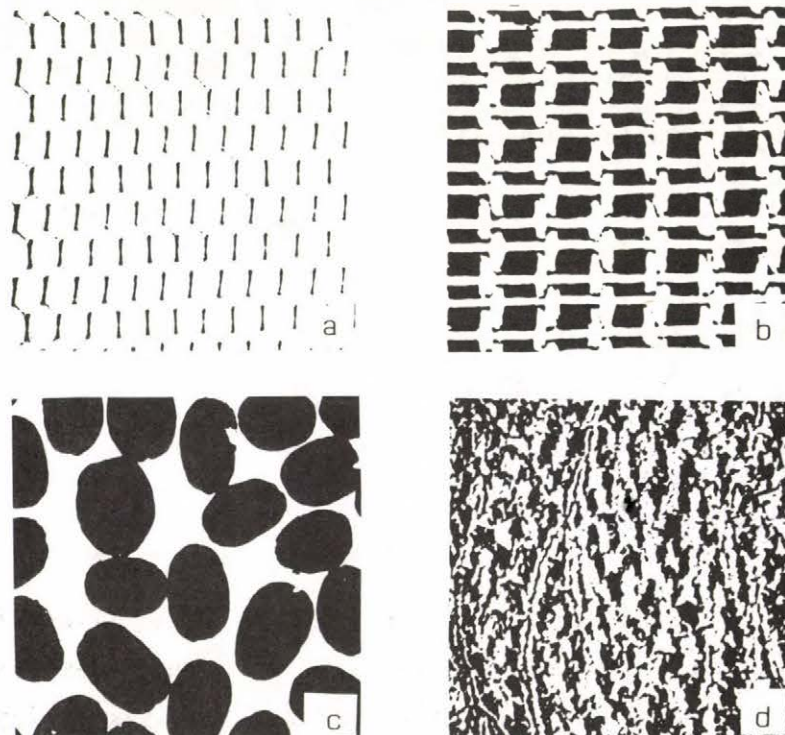
Az ötödik paraméter bevezetése nem növeli az illesztés során meghatározandó paraméterek számát. A paraméterek lehetséges értékeire olyan feltételeket róhatunk ki, amelyek felgyorsítják az illesztés folyamatát. Ezeket a B.Függelékben tárgyaljuk. Itt csak annyit említünk meg, hogy az illesztés két lépésben történik. Először becslést adunk a paraméterek értékeire, majd

bizonyos feltételek mellett tovább finomítjuk őket.

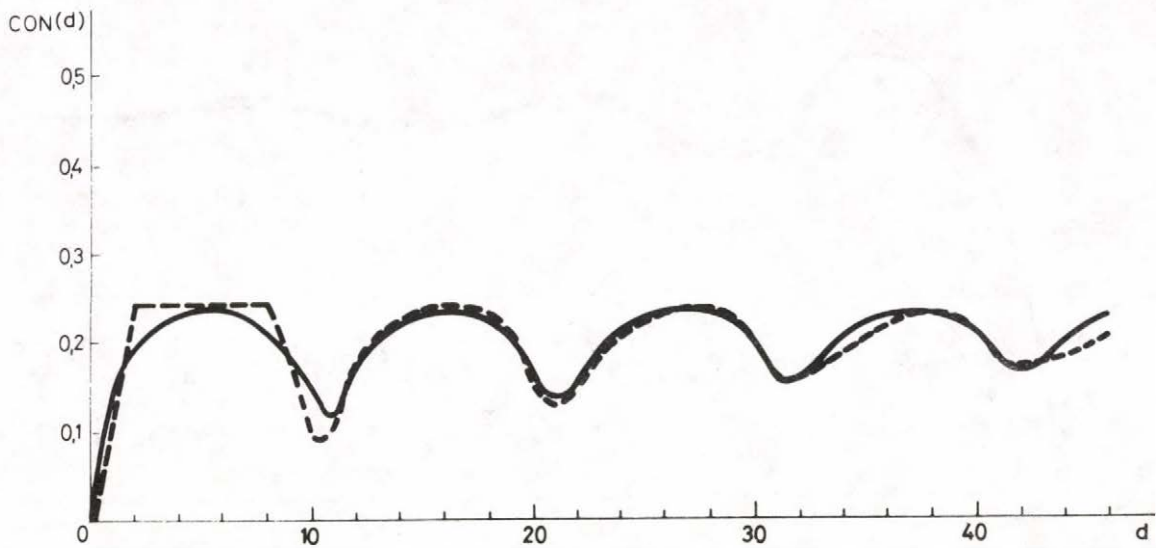
A kompenzáciási együttható bevezetése lehetővé teszi módszerünk alkalmazását, de csak egyszerűsített megoldást jelent. Ezt az egyszerűsítést azonban igazolják a következő pontban ismertetett kísérleti eredmények.

Kísérleti eredmények.

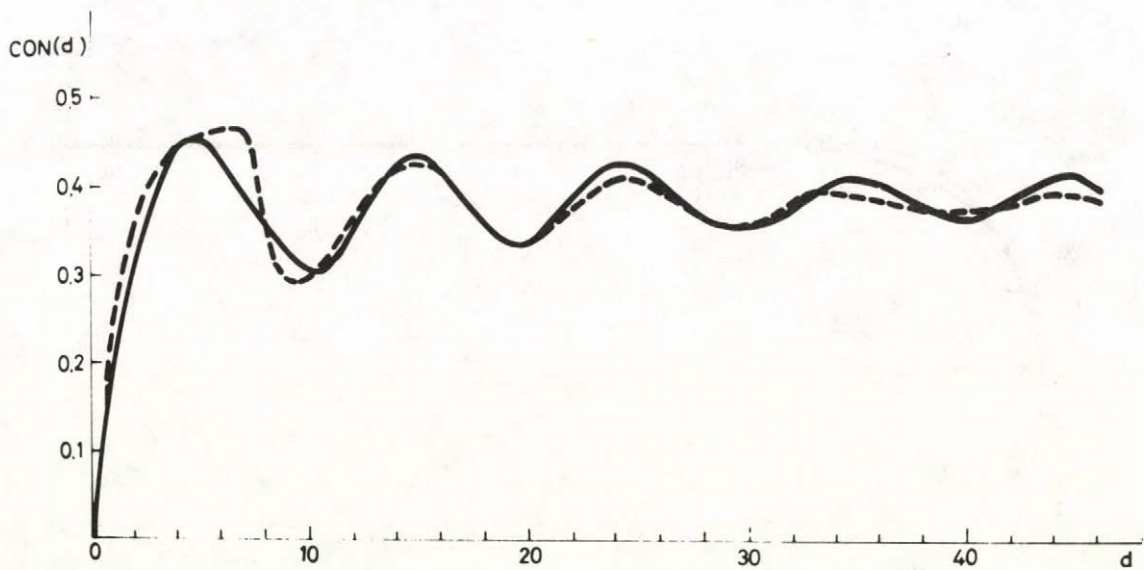
A 6. ábra mutatja a kísérleteinkben használt négy textúramintát (forrásuk a textúrakutatók által kedvelt Brodatz-album /37/). Köztük van két különböző szabályosságú periodikus textúra (háló és raffia), egy nagyon gyenge, az elemek alakjában rejlő szabályosságot mutató textúra (kávé szemek), és egy véletlenszerű textúra (borjúbőr).



6. ábra. Az illesztési kísérletekben használt négy textúraminta:
(a) Háló; (b) Raffia; (c) Kávé szemek; (d) Borjú bőr.

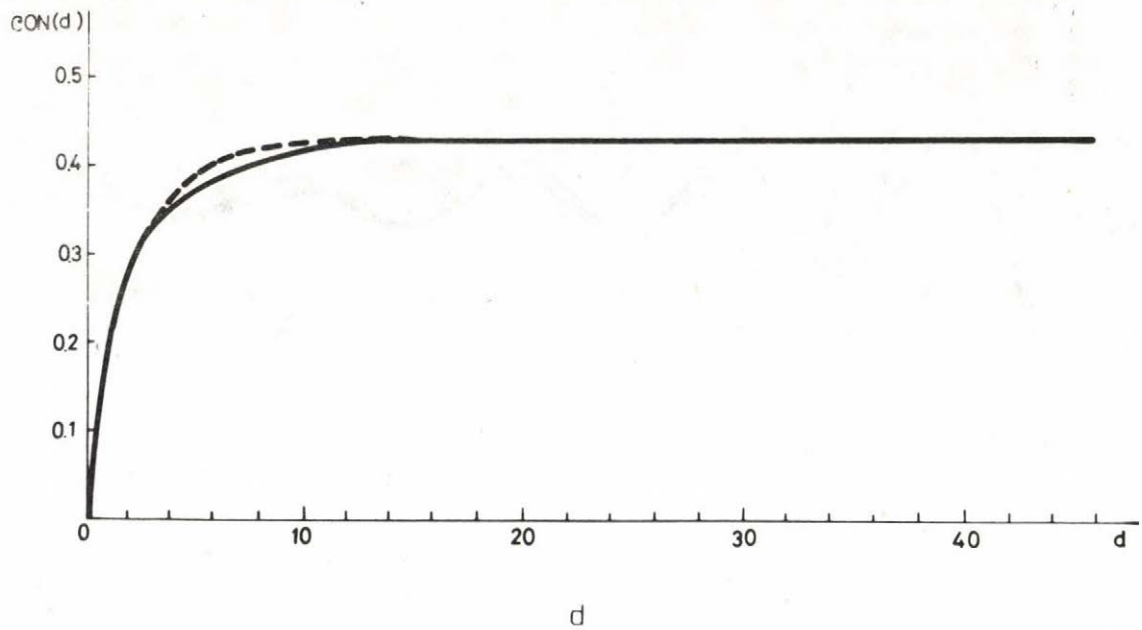
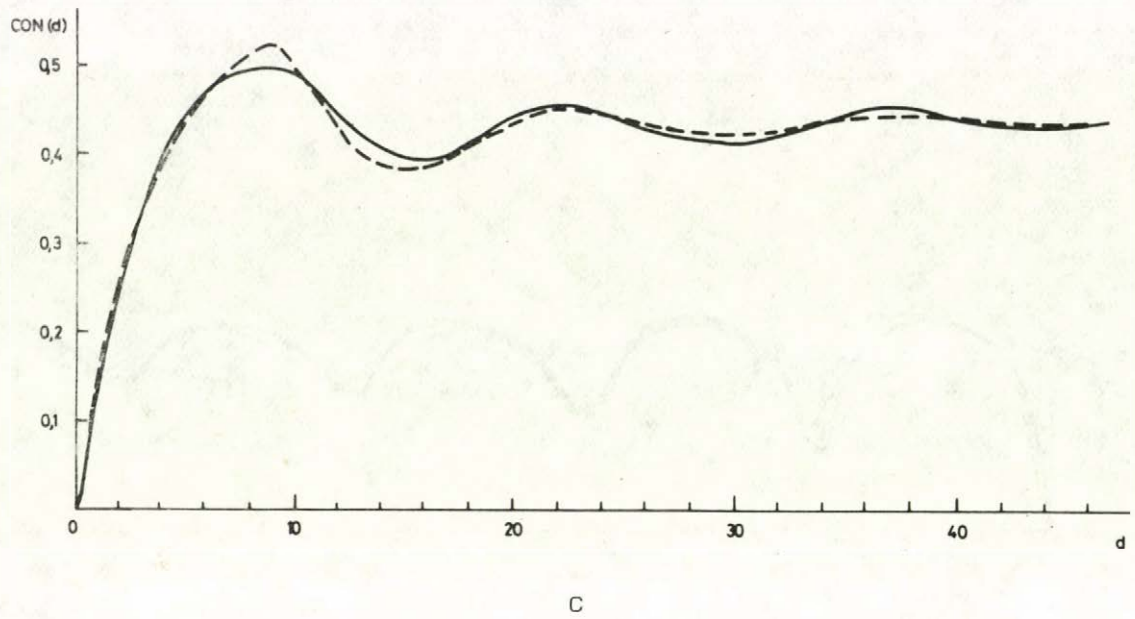


a



b

7.ábra. A kísérleti és a hozzájuk legjobban illeszkedő, szaggatott vonallal ábrázolt modell görbék. (a) Háló; (b) Raffia.



7.ábra (folytatás). A kísérleti és a hozzájuk legjobban illeszkedő, szaggatott vonallal ábrázolt modell görbék. (c) Kávé szemek; (d) Borjú bőr.

A digitális mintavétel előtt a képeket különböző mértékben kinagyítottuk. A 16 szürkeségi szintű digitális képek mérete 144x192 képelem volt. A képek minőségét az un. szürkeségi hisztogramm kiegyenlítés /24/ szabványos műveletének a segítségével javítottuk. Ezek után a vízszintes irányban kiszámítottuk a négy kísérleti kontrasztfüggvényt úgy, hogy az eltolás $d \in \{0,1,2,\dots,43\}$ volt. Végül, meghatároztuk a korrelációs kritérium (3.8) szerint legjobban illeszkedő modell görbéket. A kísérleti és a hozzájuk legjobban illeszkedő $H \cdot \text{CON}_z(d)$ görbék a 7. ábrán láthatók.

Az illesztés minősége jónak tekinthető, különösen, ha figyelembe vesszük, hogy az elméleti görbéket egy bináris modell keretében generáltuk. Sikerült egységesen, elfogadható pontossággal leírunk mind szabályos, mind véletlenszerű kontrasztgörbéket. A módszerünk nagyon gyenge szabályosságra is reagál, amint a Kávé minta kontrasztfüggvényének sikeres approximálása igazolja.

Az 1. táblázat tartalmazza a legjobban illeszkedő zebra görbék paramétereit. A szabályos Háló minta esetén L_0 és L_1 dominálnak, míg a véletlenszerű Bőr minta esetén A_0 és A_1 értelemszerűen nagyobb, mint L_0 és L_1 . A táblázat azonkívül lehetőséget nyújt a textúrapériódus kétféleképpen meghatározott értékeinek az összehasonlítására. T_e a Connors-féle periodicitás-analízis eredménye, azzal a kiegészítéssel, hogy az ilyen analízisre nem alkalmas Bőr minta esetén a Csetverikov által javasolt un. karakterisztikus hossz /11/ szerepel, amely megbecsüli a képvágással származtatott textúraelemek közötti átlagos vonalmenti távolságot:

$$T_e = \frac{2(N_g - 1)}{\text{CON}_e(1)} \quad (3.10)$$

A zebra alapú T_z értékét a D3.2. definíció adja meg. Figyelembe véve a (3.7) összefüggést, ezt a következőképpen fejezhetjük ki:

$$T_z = \frac{2}{CON_z(1)} \quad (3.11)$$

1.TÁBLÁZAT

A legjobban illeszkedő elméleti görbék paraméterei
és a textúraperiódus becslései

Textúra	L_0	A_0	L_1	A_1	T_z	T_e
Háló	1	1.0	7	2.0	11.0	10.5
Raffia	0	2.0	6	2.0	10.0	10.0
Kávészemek	0	4.0	8	4.0	16.0	14.7
Borjúbőr	0	4.0	0	7.6	11.6	11.4

A T_e és T_z megfelelő értékei közel egybeesnek; ez arra utal, hogy T_z a periódushossz ésszerű becslését adja. Véletlenszerű textúrák esetén T_z nem tekinthető periódushossznak, de megőrzi a textúraelemek között mért átlagos vonalmenti távolság jelentését. A (3.11) képlet szerint $CON_z(1)$ megbecsüli a vonalmenti élsűrűséget, ami jól összefér Schachter /5/ mozaikelméleti következtetésével, miszerint a kis eltolásokra meghatározott variogram kapcsolatotban áll a vonalmenti élsűrűséggel. A következő fejezetben az élsűrűség meghatározásának egy másik módját tárgyaljuk.

Az L_0 , L_1 és A_0 , A_1 aránya jellemzi a vizsgált textúra szabályosság-fokozatát. A továbbiakban három olyan mértékek vezetünk be, amely a szabályosság két típusának a kiértékelésére alkalmas. Minden zebra alapú jellemzőnek az alábbi feltételt kell kielégítenie. A zebra görbék invariánsok a jelszint inverzióra ($0 \leftrightarrow 1$), ezért a kontrasztgörbék alapján nem lehet különbséget tenni az (L_0, A_0, L_1, A_1) és az (L_1, A_1, L_0, A_0) paraméterkészletek között. Ennek következtében kizárólag inverzió-invariáns jellemzőket vehetünk figyelembe. A kiegészítő

feltételezések nélkül nem tudjuk eldönteni, hogy hol az alakzat és hol a háttér. Amint már mondtuk, ez a többi képelem alapú módszerre is jellemző.

Több szabályosságot tükröző paraméterkombináció elégíti ki az inverzió-invariancia követelményét. Mi a következő szabályosság jellemzőket javasoljuk:

D3.3. Definíció.

$$R_{\pm} = \left| \frac{L_0 + 1}{L_0 + A_0} \pm \frac{L_1 + 1}{L_1 + A_1} \right|$$

R_+ a textúraszabályosság általános mértéke, míg R_- kiértékeli a globális és a lokális geometria szabályosságfokozatai között fennálló különbséget.

Az általános szabályosságmérték egy másik lehetséges változatát az alábbi definíció adja meg:

D3.4. Definíció.

$$R = \frac{L_0 + L_1 + 2}{A_0 + A_1 - 2}$$

A 2. táblázat bemutatja az R_{\pm} és R kísérleti értékeit. A textúramintákat az R_+ és R segítségével meghatározott

szabályosságfokozatuk szerint rangsoroltuk.

2.TÁBLÁZAT

A három szabályosságmérték kísérleti értéke

Textúra	R_+	R_-	R
Háló	1.88	0.11	10.00
Raffia	1.38	0.38	4.00
Kávészemek	1.00	0.50	1.67
Borjúbőr	0.38	0.12	0.21

A négy minta rangsorolása konzisztens a szabályosság emberi érzékelésével. Érdekes megfigyelni, hogy a Kávé esetén az R_- értéke kiugróan nagy. Ez jól illusztrálja azt a tényt, hogy a szemek alakja szabályos, míg az elhelyezésük véletlenszerű.

Továbbfejlesztési lehetőségek.

Ebben a fejezetben négy paraméter segítségével sikeresen közelítettük a valódi textúrákra jellemző kontrasztfüggvényt. Módszerünk erényeként említhetjük, hogy egyszerűsége és pontossága mellett szemléletesen értelmezhető. A bevezetett szabályossági mértékek jó összhangban vannak a vizsgált minták intuitív megítélésével. Az eljárás, a kísérletek tanúsága szerint, egyaránt alkalmazható szabályos és véletlenszerű textúrák kezelésére, feltéve, hogy a vizsgált kontrasztgörbe a 3. ábrán vázolt görbetípusok valamelyikéhez tartozik. Ha a textúrában ismétlődő mintán belül jelentős, szabályos intenzitás-változások vannak, a kontrasztgörbe egy periodusának alakja bonyolultabb lesz. Az ilyen bonyolult görbék approximálását a módszer nem teszi lehetővé.

Természetesen, további finomításokra van mód és szükség. A 7. ábrán meg lehet figyelni, hogy a kísérleti és az elméleti görbék között jellegzetes eltérések vannak. Ez annak a jele, hogy a bináris zebra modell nem ír le adekvát módon egyes dekorrelációs tényezőket, pl. zajt, képelmosódást, stb. A rövid eltolásoknál a valódi dekorreláció általában nagyobb, a nagy eltolásoknál pedig kisebb, mint a modell dekorreláció. A probléma megoldása az intenzitás-eloszlások komolyabb figyelembe vétele lenne. Ez esetleg módot adna a bonyolultabb alakú görbék kezelésére is.

Az eljárásunk a 45 fok többszöröseire minden változás nélkül alkalmazható. Ki kellene terjeszteni a módszerünket tetszőleges irányokra is. A többi, digitális raszter által engedélyezett diszkrét irányokra történő kiterjesztés szükségessé tenné a kontrasztgörbék interpolálását. Egyes irányoknál az eltolásnövekmény nagysága miatt ez nehézségekkel járna, különösen a sűrűn változó minták esetén.

A probléma egyik lehetséges megoldását a kép digitális forgatásában látjuk, feltéve, hogy erre elegendő idő és memória áll rendelkezésre. Egy másik megoldás az együtt-előfordulási mátrix tetszőleges irányokra történő kiterjesztése lehetne.

Végül, meg lehetne vizsgálni, hogy a bevezetett szabályosság jellemzők alkalmasak-e a textúramegkülönböztetésre. Most azonban csak az első kísérletet tettük a véletlenszerű és a szabályos textúrák egységes leírására, és ez a kísérlet sikeres volt.

4. A TEXTURÁLIS ANIZOTRÓPIA.

Az anizotrópia a térbeli struktúráknak a szabályosságnál alacsonyabb szinten történő leírása. Zucker /38/ úgy véli, hogy a valódi textúrák az eszményi szabályos minták geometriai és intenzitási torzítása eredményének tekinthetők. Egyes szabályosságvizsgáló módszerek elemzése /14/ azt mutatja, hogy amikor a torzítás már teljesen elrontja a szabályosságot, ezek a strukturális eljárások még mindig szolgáltatják az anizotrópiáról szóló információt. Ilyen értelemben a texturális anizotrópia összekapcsolja a véletlenszerű és szabályos textúraleírásokat és egy másik lehetőséget nyújt a statisztikai és a strukturális szemléletmód közötti rés áthidalására.

Anizotrópia indikatrix.

Az általunk megfogalmazott D1.2. definíció szerint anizotrópiáról csak akkor lehet beszélni, ha meg van adva egy irányfüggő leíró. A Davis-féle polarogramm /19/ esetén egy együtt-előfordulási jellemző volt az irányfüggő leíró. Az együtt-előfordulási mátrix - közönséges vagy általánosított - csak az egyik lehetséges leírásmód, amelynek az a hátránya, hogy az iránybeli felbontása korlátozott. Ezért a polarogramm fogalma általánosításra szorul, mégpedig úgy, hogy megszabaduljunk ettől a kellemetlen vonásától és biztosítsuk a forgatás-invarianciát, vagyis a polarogramm alakjának a textúra elforgásától való függetlenségét.

Davistól függetlenül a /14/ dolgozatunkban az anizotrópia-definíció szerves folytatásaként bevezettük az anizotrópia indikatrix fogalmát.

D4.1. Definíció.

Legyen $W(\theta)$ egy irányfüggő textúraleírás. A $W(\theta)$ függvény

polárkoordinátás ábrázolását W típusú anizotrópia indikatrixnak, vagy W-indikatrixnak fogjuk nevezni.

Az irányfüggő leíró fogalma speciális esetként magában foglalja az együtt-előfordulási jellemzőket is, így az anizotrópia indikatrix többet takar, mint a polarogramm. A szokatlan indikatrix megnevezéssel azt akarjuk elérni, hogy a fizika és a geológia /39/ után a digitális képelemzésben is a hasonló objektumok ugyanazt a nevet kapják.

Az anizotrópia indikatrix zárt görbe, amelyet az origóból kiinduló tetszőleges sugár egy pontban metsz. Az alakja a kép digitális jellegéből adódó fluktuációk erejéig forgatás-invariáns, míg az orientációja követi az anizotrópiatengelyek orientációját. Emiatt a kétdimenziós alakfelismerésben elterjedt, síkbeli alakzatokat vizsgáló módszereket (lásd, például, /40/) alkalmazhatjuk, hogy meghatározzuk a forgatás-invariáns anizotrópia jellemzőket, és elemezzük a textúra orientációját és szimmetriáját.

Anizotrópia jellemzők.

Az indikatrix alakjának a leírására a következő forgatás-invariáns jellemzőket javasoljuk:

D4.2. Definíció.

$$A1 = 1 - \frac{W_{min}}{W_{max}}$$

$$A2 = \frac{I_{max} - I_{min}}{I_{max} + I_{min}} = \frac{\sqrt{(\bar{X}^2 - \bar{Y}^2)^2 + 4(\bar{X}\bar{Y})^2}}{\bar{X}^2 + \bar{Y}^2}$$

$$MM = \frac{S}{2\pi (\bar{X}^2 + \bar{Y}^2)},$$

ahol W_{min} és W_{max} a $W(\theta)$ függvény minimuma, illetve maximuma, S

az indikatrix területe, I_{max} és I_{min} pedig az indikatrix két inerciategelyéhez viszonyított nyomatékok. $\overline{X^2}$, $\overline{Y^2}$ és \overline{XY} az indikatrix által határolt tartomány, Q másodrendű központi nyomatékai:

$$\begin{aligned}\overline{X^2} &= \frac{1}{S} \sum_Q (x - x_c)^2 \\ \overline{Y^2} &= \frac{1}{S} \sum_Q (y - y_c)^2 \\ \overline{XY} &= \frac{1}{S} \sum_Q (x - x_c)(y - y_c)\end{aligned}$$

Az anizotrópia jellemzőket úgy normalizáltuk, hogy A_1 , A_2 , $MM \in [0,1]$.

A_1 értéke akkor minimális, amikor a textúra az adott irányfüggő leíró szerint izotróp. Mivel A_1 nem integrális jellegű, a valódi alkalmazásoknál az indikatrix függvényt előzetesen "le kell simítani" aluláteresztő szűrővel.

A_2 jellemzi az anizotrópia indikatrix elnyújtottságát. Ha nagy az elnyújtottság, a textúrában van egy kiemelt irány, amely egybeesik a fő inerciategely irányával. Ez utóbbit fő anizotrópiategelynek fogjuk nevezni. Ennek az orientációját a következő képlet határozza meg (lásd /40/)

$$\varphi = \frac{1}{2} \arctg \frac{\overline{Y^2} - \overline{X^2}}{2\overline{XY}} + \frac{\pi}{4} \text{sign}(\overline{XY}) \quad (4.1)$$

A gyakorlatban a (4.1) képletet akkor lehet használni, amikor az $I_{max} - I_{min}$ különbség nem túl kicsi, különben φ megbízhatatlan lesz. Az utóbbi esetben φ nem alkalmas a textúra orientációjának a meghatározására, és a w_{max} értéket eredményező textúrabeli irány orientációjával helyettesíthető.

MM az izotrópia integrális mértéke. Ez a jellemző a teljesen izotróp minta esetén veszi fel a maximális értékét. Az A2 és MM közti különbség érthetővé válik, ha egy négy szimmetriatengellyel rendelkező textúrát vizsgálunk. Ilyenkor $A2 = 0$, de $MM > 0$.

Meg kell jegyezni, hogy a bevezetett anizotrópiamértékek nagyítás-invariánsak. Ez azért fontos, mert az anizotrópia a nagyítástól független tulajdonság.

Az LD és ESD irányfüggő leírók.

Két irányfüggő leírót fogunk tárgyalni, egy újat és egy hagyományosat. A célunk az, hogy párhuzamosan leírjuk a textúraelemek síkbeli elhelyezéséből adódó, valamint az elemek alakjából és orientációjából származó anizotrópiát. Ennek a két komponensnek döntő szerepe van az emberi textúrapercepcióban és a számítógépes textúravizsgálatban egyaránt. Az irányfüggő leírók kiválasztásánál el akarjuk kerülni az elemek meghatározásával kapcsolatos nehézségeket, ezért intenzitásmenta alapú, élképeket használó módszereket veszünk igénybe. Az élképek alkalmazása azal jár, hogy durvább textúrák vizsgálatára szorítkozunk. Ezen belül, csak homogén mintákkal foglalkozunk, bár a módszerünk bizonyos átalakítások után a texturális gradiens kiértékelésére is alkalmas.

a. Az élkép származtatása.

A nyers élkép származtatására a Mérő-Vassy éldetektálót [41] használjuk, amely a közismert Hueckel-féle integrális templát operátor egyszerűsített és gyorsított változata. Az éldetektálás eredménye az $\alpha_{m,n}$ élmátrix. A mátrix (m,n) -ik eleme az (m,n) -ik négyzetes ablakban talált él orientációja: $0 \leq \alpha_{m,n} < \pi$ (a fejezetben szereplő összes szögmérték modulo π szerint értendő). Ezen kívül, minden élhez tartozik a megbízhatósági értéke (reliability value), $R_{m,n}$. A megbízhatósági érték függ

az ablak középpontjától a benne talált élig mért távolságtól, valamint figyelembe veszi az intenzitás-változás nagyságát, vagyis a kontrasztot.

Az ablakok átfedése miatt a nyers élkép még sok fölösleges élt tartalmaz. Az élkép feldolgozása a képfeldolgozásban elterjedt gyakorlat szerint két lépésben történik, ezek az eleve megbízhatatlan élek globális kiküszöbölése és a nem maximális megbízhatóságú élek lokális szűrése (non-maxima suppression). A Davis /31/ által elfogadott élfeldolgozási eljáráshoz hasonló módszert használtuk, amelynek az alábbi a lényege:

1.lépés. Kiszámítjuk a megbízhatósági értékek hisztogramját. Ez rendszerint kétpúpú lesz úgy, hogy a baloldali, az alacsonyabb megbízhatósági értékeket tartalmazó púp a megbízhatatlan éleknek felel meg. Ezeknek a kiküszöbölésére a két púp között levő völgyben megkeressük a élképvágáshoz szükséges megbízhatósági küszöbértéket (ennek az algoritmusát Rosenfeld /42/ írja le), és e küszöbérték szerint elvágjuk az élképet.

2.lépés. Az első lépés után a képben még vannak olyan fölösleges élek, amelyeknek a megbízhatósági értéke viszonylag nagy. Ezek az élek az "igazi" élek mellett találhatók, és párhuzamosak ezekkel. Ezért minden élből kiindulva az $\alpha_{m,n} + \pi/2$, illetve $\alpha_{m,n} - \pi/2$ irányba lépünk, és ha a kiinduló él szomszédságában egy, az övéénél nagyobb megbízhatósági értékű élt találunk, akkor a kiinduló élt kitöröljük.

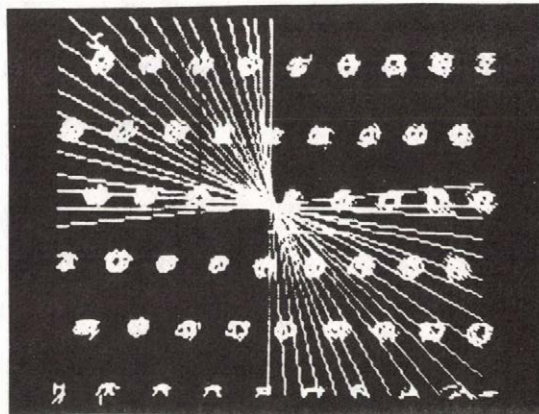
A 2.lépés részletei Persoon /43/ cikkében találhatók. Csupán annyit fűzünk hozzá, hogy mindkét lépésre szükség van, mert, például, a lokális szűrés egymagában nem tünteti el a textúraelemeken belül és a háttérben megjelenő kiskontrasztú zajos éleket.

b. Az LD-indikatrix.

Az első irányfüggő leíró kiértékeli a különböző irányokban mért vonalmenti sűrűséget (Linear Density). Az LD indikatrix meghatározására a feldolgozott élmátrixon elvégezzük az un. vonalmenti analízist. Az élkép (élmátrix) középpontjába helyezzük a koordinátarendszer origóját. Legyen

$$\theta_i = \frac{\pi}{M} \cdot i$$

egy iránysorozat, ahol M az irányok száma, $i = 0, 1, \dots, M-1$, és $0 \leq \theta_i < \pi$. Minden irányban generálunk egy párhuzamos digitális egyenessorozatot (sávot, strip-et) úgy, hogy mindegyik sorozatban N_{STR} darab párhuzamos egyenes van, és a sorozatok középső egyenesei átmennek az origón (lásd 8.ábra). Jelölje $j \in \{1, 2, \dots, N_{STR}\}$ az egyenesnek a sávon belüli sorszámát.



8.ábra. A vonalmenti analízis. Minden vonal egy párhuzamos digitális egyenessorozatot képvisel.

Ezek után minden digitális egyenesre meghatározzuk az egyenes által keresztezett élek számát. A keresztezés kritériuma a következő:

1. Az élmátrixon generált digitális egyenes átmegy a megfelelő mátrixelemen.

2. Az egyenes és az él közötti orientációkülönbség meghaladja a programban megadott Δ küszöbértéket ($\Delta \ll \pi$):

$$\text{DIF}(\alpha_{m,n}, \theta_i) > \Delta,$$

ahol

$$\text{DIF}(a,b) = \begin{cases} |a-b|, & \text{ha } |a-b| \leq \pi/2, \\ \pi - |a-b|, & \text{ellenkezőleg,} \end{cases}$$

és az összes szög modulo π értendő.

Legyen $N_C(i,j)$ a θ szögű, j sávon belüli sorszámú egyenes által keresztezett élek száma. Konvex textúraelemek esetén $N_C(i,j)$ arányos az egyenesen levő textúraelemek számával. A 2.feltétel biztosítja, hogy az egyenes valóban keresztezi az elemet és kizárja azt az esetet, amikor az egyenes egy hosszúkás elem mentén húzódik és többször megéri a határát. A Δ küszöbérték az előzetes kísérletek során alakul ki.

D4.3. Definíció.

Az (i,j) -ik egyenes mentén meghatározott élsűrűség

$$\text{LD}(i,j) = \frac{N_C(i,j)}{L(i,j)},$$

ahol $L(i,j)$ az egyenes hossza.

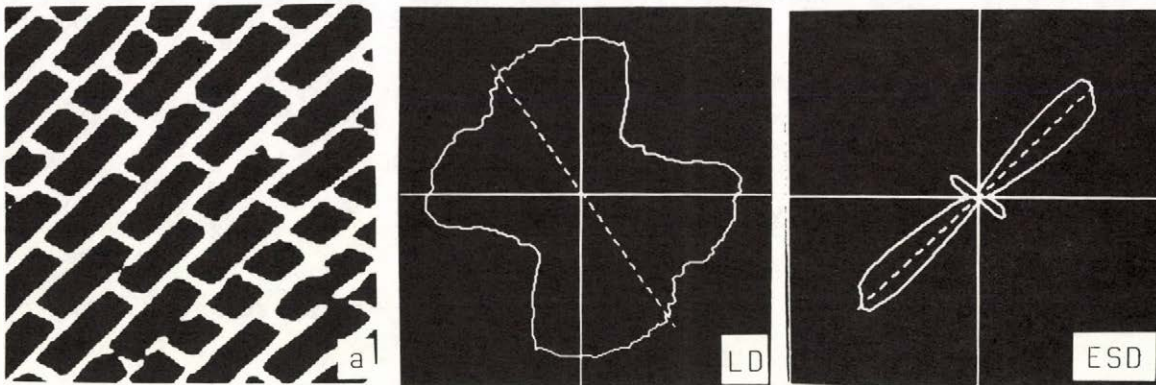
Egy sávon belül minden egyenesre külön kiszámítjuk az LD értéket, ezek után az N_{STR} darab sűrűségérték közül kiválasztjuk a maximális értéket, és ez lesz a θ irányban meghatározott vonalmenti élsűrűség, $\text{LD}(\theta_i)$:

D4.4. Definíció.

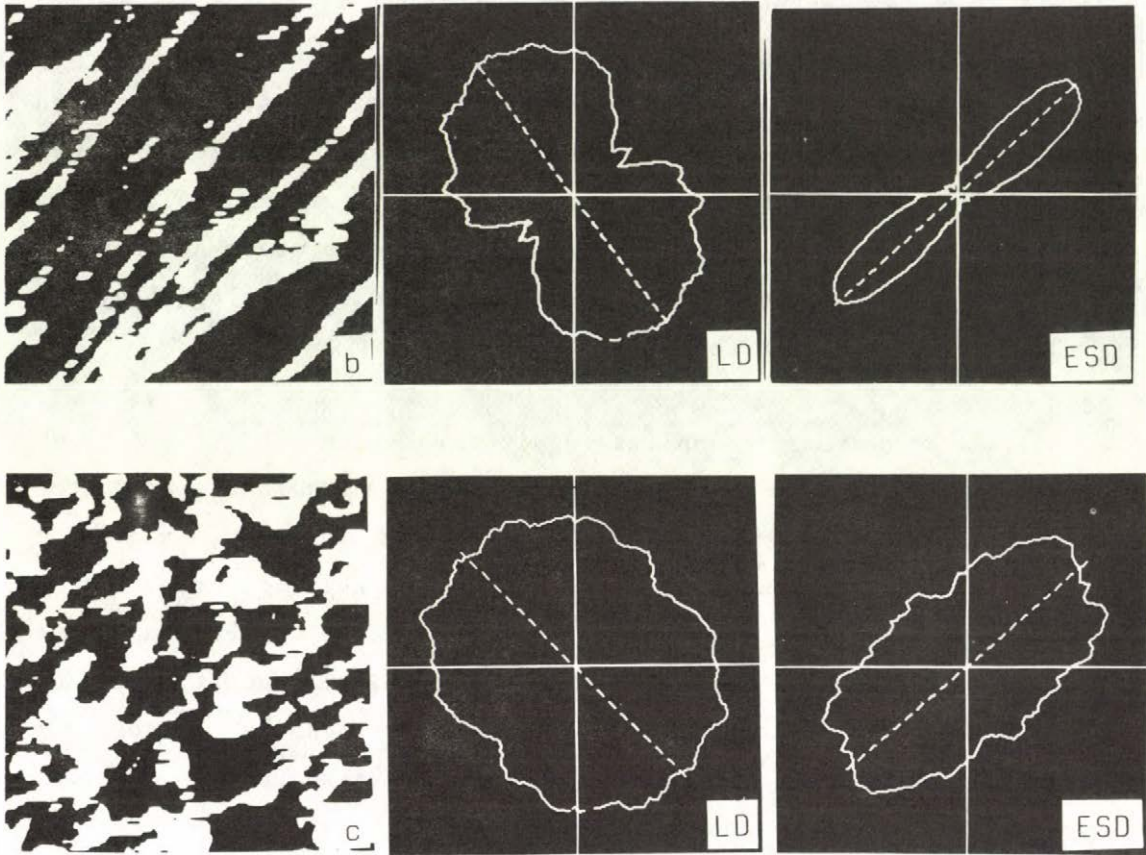
$$LD(\theta_i) = \max_j LD(i,j)$$

A sorozatok használatára és a maximalizálásra azért van szükség, mert meg akarjuk akadályozni a félrevezetően kicsi sűrűségértékek keletkezését, amikor laza textúrák esetén egy egyenes az elemek közé esik. Az egyenessorozatokat használó eljárás ilyenkor a valódi sűrűséget méri, ha N_{STR} elég nagy az elemek közötti rés átfedéséhez.

N_{STR} a vonalmenti analízis egyik paramétere. A kísérleteink során az értékét 10-re állítottuk be. Egy másik fontos paraméter a vizsgált irányok száma, M . Az értéke 36 volt, vagyis 5 fokonként vizsgáltuk a mintákat. Az iránybeli felbontás sokkal finomabb volt, mint a Davis-féle polarogrammoké. A 9.ábra bemutat három, a módszerünk segítségével származtatott LD típusú anizotrópia indikatrixot. A forgatás-invariancia biztosítása érdekében az LD-eljárás után alkalmaztunk egy korrekciós algoritmust is, amelyet később fogunk tárgyalni.



9.ábra. Az LD és az ESD típusú anizotrópia indikatrixok.
(a) Téglafal;



9.ábra (folytatás). Az LD és az ESD típusú anizotrópia indikatrixok. (b) Szövetkép; (c) Csillám.

c. Az ESD-indikatrix.

A második irányfüggő leírásként a közismert élorientáció hisztogrammot (Edge Slope Density) választottuk:

D4.5. Definíció.

$$ESD(\alpha_i) = \frac{\text{card}\{(m,n) \mid \alpha_i \leq \alpha_{m,n} < \alpha_{i+1}\}}{\text{card}\{(m,n)\}},$$

ahol $\alpha_i = \frac{j_i}{K} \cdot i$, $i \in \{0, 1, \dots, K-1\}$, és K a lehetséges diszkrét élorientációk száma.

ESD(α) azon élek aránya, amelyeknek az orientációja α körül van; a textúraelemek alakjának az " α -komponensét" képviseli. Zucker /44/ a textúramegkülönböztetésre alkalmazta az élorientáció hisztogrammot, Tamura /45/ pedig arra használta, hogy definiálja az emberi érzékelésnek megfelelő irányítottságmértéket. Mi a hisztogramm polárkoordinátás ábrázolását vesszük igénybe, hogy az ESD-indikatrixot nyerjük és kiszámítsuk erre az anizotrópia típusra az általános esetre definiált anizotrópia jellemzőket. A 9.ábrán látható három ESD-indikatrix, amelyre szintén alkalmaztuk a következő pontban ismertetésre kerülő korrekciós eljárást.

A forgatás-invariancia biztosítása.

Az anizotrópia indikatrixokat olyan feladatokban is szándékozunk használni, amelyekben a vizsgált minták orientációja tetszőleges, és az orientációra vonatkozóan semmi a priori információ nem áll a rendelkezésünkre. Ez merőben eltér a hagyományosan kialakult gyakorlattól, miszerint a vizsgált textúrákat előzetesen olyan pozícióba hozzák, hogy a jellegzetes irányaik egybeessenek a koordináta tengelyek irányával. Egyes alkalmazási feladatok esetén, pl. a légi felvételek kiértékelésénél, vagy a nagy képsorozatok automatikus elemzésénél az ilyen jellegű emberi beavatkozás vagy nehézkes, vagy teljesen lehetetlen.

A textúra orientációra szabott korlátozásokról való lemondás azzal jár, hogy biztosítanunk kell az irányfüggő leírás forgatás-invarianciáját. Ez újszerű probléma, amivel tudomásunk szerint eddig senki nem foglalkozott.

Az élkép alapú leírások esetén a forgatás során jelentkező indikatrix-torzulás fő forrása az éldetektálás. A élképet származtató algoritmus szabályosan elhelyezett ablakokat használ, ez pedig a kiemelt irányok keletkezését vonja maga után. Az

előfeldolgozó eljárás belső anizotrópiája abban nyilvánul meg, hogy ugyanaz a hosszukás textúraelem különböző számú él megjelenését okozhatja, a textúra orientációjától függően. Emiatt az izotróp minták indikatrixai nem teljesen köralakúak, hanem jellegzetes, az előfeldolgozó eljárástól függő eltéréseket mutatnak.

Figyelembe véve az eljárások összetettségét és nem lineáris jellegét, nem tartjuk lehetségesnek a torzulások analitikai leírását. Ehelyett egy heurisztikus korrekciós módszert dolgoztunk ki, amely azon a feltevésen alapszik, hogy létezik az un. korrekciós indikatrix, $W_c(\theta)$, amely biztosítja a $W_{id}(\theta)$ ideális és a $W_d(\theta)$ torzított (distorted) indikatrixok alábbi alakú összefüggését:

$$W_{id}(\theta) = W_c(\theta) W_d(\theta) \quad (4.1)$$

Ezt a feltételezést alátámasztják a következő pontban ismertetett kísérleti eredmények. A kísérletek során kiderült az is, hogy a különböző mintákra meghatározott korrekciós görbék nagy hasonlóságot mutatnak. Ez lehetővé teszi az egységes, vagyis csak a leíró típusától függő korrekciós görbék alkalmazását.

A korrekciós görbéket származtatására kidolgozott interaktív eljárásunk alapötlete az, hogy nagy számú mintaorientációra meghatározzuk az anizotrópia indikatrixot, ezeket a különböző orientációkra meghatározott görbéket szuperponáljuk és megnézzük, hogy a szuperpozíció mennyire nem köralakú, az eltérést pedig a korrekciós célból használjuk. Az eljárás pontos leírása az alábbi:

1. Válasszunk egy, az adott W leíró szerint lehetőleg izotróp mintát (az izotrópia csak az iterációk gyorsabb konvergenciáját szolgálja).
2. Változtassuk a minta orientációját és minden orientációra határozzuk meg a W -indikatrixot. Legyen $W^{(k)}(\theta_i)$ a különböző

mintaorientációkra kiszámított indikatrix-sorozat, ahol $k \in \{1, 2, \dots, P\}$ az indikatrixoknak a sorozaton belüli sorszáma, P a mintaorientációk száma és θ_i a raszterhez viszonyított irányssorozat, $i \in \{1, 2, \dots, M\}$.

3. Növeljük az orientációk számát, P -t, addig, amíg nem teljesül az alábbi feltétel:

$$\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M |G^{(P)}(\theta_i) - G^{(P-1)}(\theta_i)| < \tau, \quad (4.2)$$

ahol

$$G^{(P)}(\theta_i) = \frac{1}{P} \sum_{k=1}^P W^{(k)}(\theta_i)$$

τ az iteratív folyamat befejezését meghatározó küszöbérték, amelynek az értékét kísérleti úton állítjuk be. Jelölje P' azt az orientációszámot, amelyre a (4.2) feltétel először teljesül.

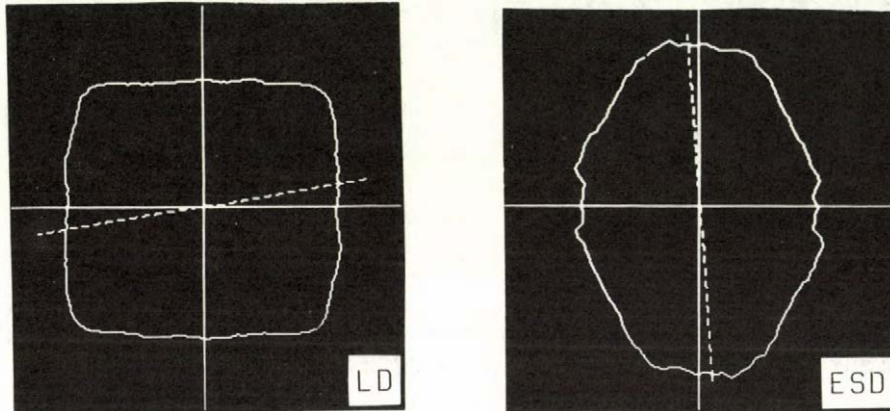
4. A (4.2) feltétel teljesülése jelzi, hogy a $G^{(P)}(\theta_i)$ indikatrix-szuperpozíció stabilizálódott és gyakorlatilag nem változik az orientációszám növelésével. Mivel a vizsgált minta izotróp, de egyébként is az esetleges anizotrópiát a szuperpozícióval kompenzáltuk, elvárjuk, hogy $G^{(P')}(\theta_i)$ köralakú legyen. Ha $G^{(P')}(\theta_i)$ eltér a körtől, ezt az előfeldolgozási eljárás anizotrópiának tulajdonítjuk és a (4.1) képletnek megfelelően a

$$W_C(\theta_i) = \frac{C}{G^{(P')}(\theta_i)} \quad (4.3)$$

korrekciós indikatrix segítségével korrigáljuk, ahol C egy tetszőleges konstans, amely csak a görbék nagyítását befolyásolja. Az anizotrópia jellemzők nagyítás-invariánsak, ezért kiszámításuknál a C értéke tetszős szerint választható. Egyébként $W_C(\theta_i)$ a végső szuperpozíció átlagértékével normalizálható:

$$C = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M G^{(P')}(\theta_i) \quad (4.4)$$

A 10. ábra bemutatja a kísérleteinkben alkalmazott LD és ESD típusú korrekciós indikatrixokat. Az ESD-görbe szemmel látható aszimmetriáját a kameratorzítás okozta.



10. ábra. Az LD és az ESD típusú korrekciós indikatrixok.

Forgatás-invariáns textúramegkülönböztetés.

A fejezet befejező részét az előbb bevezetett anizotrópia jellemzők segítségével végzett textúramegkülönböztetési kísérleteknek szenteljük. Ezeknek az ismertetése a /15/ dolgozatunkon alapul. Tudomásunk szerint ez volt az első, forgatás-invariáns textúrafelismerésre tett közvetlen kísérlet, amely során az osztályozott minták orientáció valóban változott a kamerához képest. Davis /19/ említést tett az általa bevezetett polarogramm alapú anizotrópia jellemzők forgatás-invarianciájáról és az ebből adódó osztályozási lehetőségekről, de a dolgozatában leírt megkülönböztetési kísérletekben mégis a probléma hagyományos megfogalmazását választotta, vagyis nem variálta a mintaorientációt. Következésképpen, nem foglalkozott a

forгатás-invariancia biztosításával kapcsolatos kérdésekkel sem.

Az, hogy teszünk-e különbséget egy textúrának a különböző orientációkban felvett képei között, vagy egy osztályba soroljuk, csupán a megoldandó alkalmazási feladattól függ. Több olyan gyakorlati feladat létezik, amelyben a forгатás-invariáns osztályozás természetes és elengedhetetlen. Ez a probléma azonban lényegesen bonyolultabb, mint a hagyományos textúramegkülönböztetés.

Az osztályozási kísérleteinknek hármас célja van:

- meg akarjuk vizsgálni, hogy a bevezetett anizotrópia jellemzők alkalmasak-e a forгатás-invariáns osztályozásra;
- össze akarjuk hasonlítani a jellemzők felismerőképességét;
- meg akarjuk vizsgálni a korrekciós eljárásunk hatékonyságát.

a. Az osztályozási eljárás.

Az osztályozási kísérleteket kétszer végeztük el, egyszer a korrekciós eljárással és egyszer az eljárás nélkül, hogy összehasonlítsuk az anizotrópia jellemzők felismerőképességét ebben a két esetben. A 16 szűrkeségi szintű digitális képek mérete 144x192 képelem volt. A vizsgált képanyag 5 természetes textúrából állt, köztük négyet (téglaфal, gyík бőr, csillám és kávé szemek mintákat) a /37/ albumból választottunk, az ötödik pedig egy fémszerkezet mikroszkópos szövetképe volt. Igyekeztünk különböző fokozatú LD- és ESD-anizotrópiával rendelkező mintákat találni. A Téglaфal és a Szövetkép minták kifejezetten ESD-anizotrópok, az LD-anizotrópiájuk szintén elég magasfokú. A Gyík бőr és a Csillám mintákat csak gyenge LD-anizotrópia és valamivel erősebb ESD-anizotrópia jellemzi úgy, hogy az utóbbi minta anizotrópiája kissé erősebbnek látszik. A Kávé szemek textúrája majdnem teljesen izotróp.

Mindegyik eredeti képet 4 részképre osztottuk, ezek után minden részképet 5 különböző orientációban vizsgáltunk meg. Az adathalmazunk tehát 5 osztályból állt, és minden osztálynak 20 tagja volt, vagyis összesen 100 digitális textúramintát vizsgáltunk. Osztályozási eljárásként az ún. "leave-one-out" próbát /31/ alkalmaztuk egy kis változtatással, amelyre azért volt szükség, hogy elkerüljük a "betanítási mintán történő ellenőrzést" (testing on the training set, lásd /46/).

Az osztályozási eljárás menete a következő. Az adathalmaz minden textúramintájáról tudjuk, hogy melyik osztályba tartozik. Vesszünk egy textúramintát és az erre a mintára és elforgatottjaira vonatkozó adatokat kizárjuk az adathalmazból, az adathalmaz maradó részét pedig betanítási mintának tekintjük. A kiválasztott textúramintát ismeretlennek tekintjük és a betanítási minta alapján meghatározott statisztikák szerint osztályozzuk. Ezek után a textúramintát visszahelyezzük az adathalmazba és helyette egy másikat választunk ki. Ennek megfelelően módosítjuk a betanítási minta statisztikáit és újra osztályozunk. E folyamatot addig ismételjük, amíg az összes textúramintát osztályba nem soroljuk, a végén pedig ellenőrizzük az osztálybasorolások helyességét. A statisztikai szignifikanciára nézve a "leave-one-out" próba több előnyös tulajdonsággal rendelkezik /31/.

A felismerendő mintát a jellemzőtérben kialakult legközelebbi klaszter által meghatározott osztályba soroltuk. A felismerendő mintát leíró jellemzővektor, F_i , és a k-ik osztály átlagvektora között mért normalizált távolságot az alábbi képlet szerint határoztuk meg:

$$D_K = \sum_{i=1}^d \frac{|F_i - \mu_i^{(K)}|}{\sigma_i^{(K)}} \quad , \quad (4.5)$$

ahol d a jellemzőtér dimenziója, $\mu^{(K)}$ és $\sigma^{(K)}$ pedig a k-ik osztály átlag- illetve szórásvektora (kísérleteinkben

4. TÁBLÁZAT

Az jellemzőpárok által elért
osztályozási eredmények (%).

		E S D							
		A1		A2		MM			
L D	A1	66	84	56	65	82	91		
	A2	67	87	61	70	78	90		
	MM	69	84	62	60	84	87		

Csak az egymástól eltérő típusú (LD és ESD) jellemzők által alkotott párokat vettük figyelembe, mert meggyőződésünk szerint mindkét típusra szükség van a textúramegkülönböztetésben, annak ellenére, hogy az egyedülálló ESD-jellemzők átlagos teljesítménye lényegesen jobb volt, mint az LD-jellemzőké. Az LD-jellemzők által mutatott gyengébb eredmények oka az, hogy a LD-statisztikákat csak nagyon kis mintákon tudtuk elkészíteni. Az egyik képméret csak 144 képelem volt, emiatt a vonalmenti analízis során egy digitális egyenes legfeljebb 20-30 darab élt keresztezhetett. Az ESD-statisztika sokkal nagyobb számokból adódott. A megfelelő LD-statisztika hiánya elsősorban az A2, valamint az A1 jellemzőket érinti, mert ezek érzékenyek leginkább az indikatrix kisebb méretű torzulására.

Az osztályozási Táblázatokban csak egy olyan elemet találunk, az (MM.L, A2.E) párt, amikor a korrekcióval elért eredmény rosszabb volt, mint a korrekció nélküli, és ott sem statisztikailag szignifikáns a különbség. Az eredmények döntő többsége a korrekció bevezetése után határozott javulást mutat, ami egyértelműen igazolja a forgatás-invarianciát biztosító eljárásunk hatékonyságát.

Mindkét anizotrópia típus esetén az MM jellemző látszik a legigéretesebbnek. MM.E érte el a legmagasabb osztályozási pontosságot (94%), és MM.L volt a legjobb az LD-jellemzők között. A1 teljesítménye némileg elmaradt az MM teljesítményétől, az A2 által elért eredmény gyengébb volt a jellemző nagy szórása miatt.

A jellemzőpárok között a legjobb osztályozási eredményt az (A1.L, MM.E) pár érte el. Az összes A1- és MM-kombináció jó eredményt mutatott (átlagosan 87%), és ezeket a fentebb említett, túl nagy szórású LD-statisztika miatt nehéz összehasonlítani.

Összefoglalva a 4.Fejezetben elmondottokat, megállapíthatjuk, hogy az indikatrix alapú módszerünk egységesen leírja a homogén textúrák anizotrópiájának egy széles osztályát és lehetővé teszi új forgatás-invariáns anizotrópia jellemzők definícióját. Az anizotrópia elemzésén túlmenően, a jellemzők egy újszerű és bonyolult feladatra, forgatás-invariáns textúrafelismerésre is alkalmazhatók. A felismerési kísérletek eredményei egyértelműen igazolják a forgatás-invarianciát biztosító korrekciós eljárásunk hatékonyságát, valamint a bevezetett jellemzők jelentős megkülönböztető erejét.

5. A TEXTÚRATORZULÁSOK KIEMELÉSE.

E fejezet témája egy újszerű, és gyakorlati szempontból igen fontos textúravizsgálati feladat, a textúrtorzulások kiemelése.

Az ipari minőségellenőrzés a digitális képelemzés egyik legigéretesebb alkalmazási köre. A felületi minőségellenőrzésben már évek óta folynak kísérletek a különböző feladatok számítógéppel segített automatizálásával. A feladatok többsége nem a hagyományos értelemben vett homogén textúravizsgálat vagy textúra szerinti szegmentálás, hanem a kettőnek specifikus kombinációja, amely új problémakört jelent. Ezt sokáig nem ismerték föl és a felületi minőségellenőrzésben felmerülő konkrét feladatokat különféle ad hoc módszerekkel próbálták megoldani anélkül, hogy általános formában megfogalmazták volna a feladatot.

A /10/ dolgozatban a feladat formalizálására vállalkozunk. Az alábbiakban ismertetjük az ott először bevezetett textúrtorzulás fogalmát, ezután javasolunk egy új, adaptív torzuláskiemelési algoritmust. Az algoritmus keretében az előző fejezetekben tárgyalt, a homogén textúrák leírására alkalmas jellemzők is használhatók.

Hagyományos textúraszegmentálás.

Ahhoz, hogy jobban megértsük az új feladat - a torzuláskiemelés - sajátosságát, tekintsük először a hagyományos, textúra szerinti képszegmentálást. Több textúrából álló kép (textúramozaik) esetén gyakran felmerül az a feladat, hogy diszjunkt, homogén képrészekre (szegmensekre) osszuk fel a képet. A szegmentálási probléma klasszikus megfogalmazása feltételezi, hogy minden képelemről meg tudjuk állapítani, hogy melyik szegmenshez tartozik.

Legyen X a mozaik kép. Jelölje továbbá X_i a topológiaiilag összefüggő mozaik szegmenseket ($i = 1, 2, \dots, N$, ahol N a szegmensek száma), $Q \subseteq X$ pedig egy tetszőleges képrész. Legyen $H(Q; F, S)$ a texturális homogenitási predikátum:

$$H(Q; F, S) = \text{TRUE}$$

azt jelenti, hogy

" Q homogén textúra F és S szerint",

ahol F és S_F az X képen definiált képleíró illetve hasonlósági reláció. A szegmentálási feladat klaszzikus megfogalmazása /47/ a következő.

Osszuk fel az X képet X_i képrészekre úgy, hogy teljesüljen az alábbi négy feltétel:

1. $\bigcup_i X_i = X$;
2. $\forall_{i \neq j} X_i \cap X_j = \emptyset$;
3. $\forall_i H(X_i; F, S) = \text{TRUE}$;
4. $\forall_{i \neq j} H(X_i \cup X_j; F, S) = \text{FALSE}$,
ha X_i és X_j szomszédos részképek.

A felsorolt feltételek közül az első kifejezi, hogy minden képpont valamely homogén szegmenshez tartozik, az utolsó pedig határt szab a szegmensek feldarabolásának. A négy feltétel nem határozza meg egyértelműen a megoldást, azaz egy képet többféleképpen feloszthatunk úgy, hogy a feltételek teljesüljenek. Ezért az 1.-4. alapfeltételeken kívül használnak más, alkalmazás-függő feltételeket is, amelyek szűkítik a lehetséges megoldások körét. Ilyen feltétel például az, hogy a szegmensek száma (N) minimális legyen.

A klaszzikus megfogalmazás nem veszi figyelembe a textúra definíciójának szerves részét képező minimális részképméret

feltételt, amely szerint a minimálisnál kisebb méretű részképeknek nincsenek texturális tulajdonságaik: nagyon kicsi részképekre, pl. a képpontokra ezek a tulajdonságok egyáltalán nem értelmezhetők. Ez utóbbi körülmény a felosztás szükségszerű pontatlanságához vezet, mivel a szegmensek határmenti pontjaira kiszámított jellemzők értékei bizonytalanok és nem alakítanak klasztert a jellemzőtérben (lásd pl. /48/).

A határmenti sávot szakadási tartománynak kell tekinteni, ahol a jellemzők értéke meghatározhatatlan. A bizonytalansági tartományban elhelyezkedő képelemek nem tartoznak egyik homogén szegmenshez sem. Ezt figyelembe veszi a szegmentálási feladat általam javasolt új megfogalmazása, amely a következő:

Osszuk fel az X képet X_L -re és B határmenti tartományra úgy, hogy teljesüljenek az alábbi feltételek:

1. $(\bigcup_i X_i) \cup B = X$;
2. $\forall_{i \neq j} X_i \cap X_j = \emptyset$;
 $\forall_i X_i \cap B = \emptyset$;
3. $\forall_i H(X_i; F, S) = \text{TRUE}$;
 $\forall_{Y \in B} H(Y; F, S) = \text{FALSE}$;
4. $\forall_{i \neq j} H(X_i \cup X_j; F, S) = \text{FALSE}$;
 ha X_i és X_j szomszédos részképek.
 $\forall_i H(X_i \cup B; F, S) = \text{FALSE}$;

A 3.pontban foglalt feltételek közül a második azt jelenti, hogy a határmenti tartomány egyik része sem tekinthető textúrának. A feltétel megakadályozza, hogy két vagy több homogén tartomány egyesítését határmenti tartománynak tekintsük. Az 1. és a 4.feltételekből azt kapjuk, hogy

$$H(X \setminus B; F, S) = \text{FALSE} , \quad (5.1)$$

ahol " \setminus " a halmazelméleti különbséget jelöli. Az (5.1) formula kifejezi, hogy minden mozaik legalább két szegmensből áll.

Kiegészítő, alkalmazásfüggő feltétel lehet az, hogy minimalizáljuk a B területét. A bizonytalansági tartomány szélessége sok tényezőtől, így a szegmensek textúrájától és alakjától, valamint a használt felosztási algoritmustól is függ. A természetben előforduló mozaikok határai inkább elmosodnak, a mesterségesen létrehozott mozaikokra a pontosabban húzható határok a jellemzők. Nagyobb felosztási pontosságot kaphatunk, ha rendelkezünk a szegmensekre és határaikra vonatkozó apriori információval: például tudjuk, hogy a határok egyenesek. Ilyen esetet tanulmányoz Verbeek /49/. A felosztási pontosság becsléséről lásd az /50/ dolgozatot. Tucker /51/ szerint a bizonytalansági tartomány explicit figyelembevétele jobb szegmentálást eredményez.

Textúratorzulások kiemelése mint alkalmazási probléma.

Az ipari alkalmazásokban gyakran találunk olyan feladatokat, amikor egyszerre fordul elő a képszegmentálás és a textúraelemzés. Ez a kombináció nem feltétlenül azonos a szokásos, textúra szerinti szegmentálással. Ehelyett a homogén textúrában levő lokális torzulásokat (hibákat) kell automatikusan észlelni. Ez a felületi minőségellenőrzés egyik tipikus feladata. A hibák mérete olyan kicsi, hogy normális képfelbontás mellett nem tekinthetők textúrának. Egyszerűen a "jó" textúra által körülvett "rossz" tartományok. Másszóval, olyan kisméretű, nem textúrák képrészek, amelyek lokálisan rontják a textúraminta homogenitását. Az ilyen torzulások kiemelése nyilvánvalóan eltér a hagyományos textúraszegmentálástól, sajátos specifikuma van.

A felületi minőségellenőrzésre, és ezen belül a hibaészlelésre mint az egyik ígéretes alkalmazási területre mind gyakrabban

fordítják a figyelmüket a képelemzési kutatók. A 7. Nemzetközi Alakfelismerési Konferencia anyaga négy ilyen vonatkozású kutatás eredményeit ismerteti. Dinstein /52/ egyszerű intenzitás-különbségi operátort használ, hogy automatikusan észleljen diszkfejeken található hibákat, amelyek a textúrás felületen levő világosabb vagy sötétebb foltok formájában jelentkeznek. Borghesi /53/ az együtt-előfordulási mátrix segítségével próbál hibás (elszakadt, hiányzó, stb.) szálakat felfedezni szabályos abrónicsmintában. Conners /54/ leírja a faáru minőségellenőrzésére kifejlesztett kísérleti rendszerét, amely szintén együtt-előfordulási jellemzőket használ. Végül Ade /55/ hibás textíliák észlelésével foglalkozik és összehasonlítja az erre alkalmazott digitális szűrők teljesítményét.

A felsorolt alkalmazási problémák matematikai természete azonos, ennek ellenére egységes hozzáállás hiányában különféle ad hoc módszerekkel igyekeznek őket megoldani. Tudomásunk szerint eddig senki nem próbálkozott azzal, hogy általánosított formában megfogalmazza a torzuláskiemelési problémát és ilyen szemszögből tanulmányozza a textúrabeli hibák tulajdonságait, illetve észlelésük lehetőségeit. A jelen fejezet további része ezzel foglalkozik. Bevezetjük a korábban elfogadott textúradefinícióval konzisztens textúratorzulás fogalmát. Ezután ismertetjük az új torzuláskiemelési eljárást és a vele végzett kísérletek eredményeit.

A probléma matematikai megfogalmazása.

Legyen F egy képleíró és S_F egy hasonlósági reláció. Tekintsünk egy digitális képet, X -et, amely F és S szerint nem homogén textúra.

D5.1. Definíció.

Ha létezik olyan minimális területű, nem textúrás összefüggő képrész, $I \subset X$, amelynek kizárása után az X maradó része, $X \setminus I$, már homogén textúra lesz, akkor az I tartományt (F és S szerinti) textúratorzulásnak nevezzük.

Az egyedülálló torzulás esetén a kiemelési probléma tehát a következő:

Osszuk fel az X képet egy topológiaiilag összefüggő tartományra, I -re ($I \subset X$) és $X \setminus I$ -re úgy, hogy teljesüljenek az alábbi feltételek:

1. $H(I; F, S) = \text{FALSE}$;
2. $H(X; F, S) = \text{FALSE}$;
3. $H(X \setminus I; F, S) = \text{TRUE}$;
4. $\text{card } I = \text{minimum}$;

A 2.feltétel nem következik az elsőből, mert az I tartomány amiatt is lehet nem textúrás, mert mérete kisebb mint D (lásd a D1.1. definíciót).

Torzuláskiemelési módszerek.

a. Lokális és globális eljárások.

A létező torzuláskiemelési eljárások két nagyobb csoportra oszthatók, ezek a lokális és a globális eljárások. A lokális módszerek keretében minden előre meghatározott alakú képrészre (pl. négyzetes ablakra) kiszámítják az előzetesen kiválasztott texturális jellemzőket és kiugró jellemzőértékeket keresnek. Az összes eddig említett gyakorlati eljárás ebbe a kategóriába esik. Ezekben az eljárásokban a tanítás során kialakulnak az "eszményi" (etalon) mintát képviselő referenciaértékek, amelyeket később

összehasonlíttanak az éppen vizsgált képrész értékeivel. Ha az eltérés mértéke meghaladja az előre megadott küszöbszintet, akkor a képrészt hibásnak nyilvánítják. Az ilyen eljárásokat az intenzitás szerinti képvágáshoz lehet hasonlítani. Akkor jelzik a torzulás jelenlétét, amikor a pásztázó ablak rááll a torzulás belsejére; másszóval, a belső pontokra reagálnak.

A globális módszerek az egész képre egyszerre kiterjedő képtranszformációkat használják. Alkalmazásukhoz a feltételezett hibák alakjáról vagy intenzitásáról szóló, részletesebb információ szükséges. A globális módszereknek egyik változata az, hogy találjunk meg egy bizonyos alakú hibát, például egy pöttyös felületen elhelyezkedő egyenesdarabot (karcolást, stb.). Ez a példa jól illusztrálja a két módszercsoport közötti különbséget. Ebben az esetben a globális jellegű eljárásnak tekinthető az, amikor az egyenesek kiemelésére alkalmas Hough transzformációval (lásd /42/) próbálkozunk, amely az egész egyenesdarabot egyszerre detektálja. Ezzel szemben egy lokális eljárás alkalmazása esetén az egyenesdarab több, az ablakméretnek megfelelő méretű kis szakaszból állna össze. Világos, hogy bár az adott esetben a globális módszerek alkalmazása előnyösebbnek látszik, mégsem tekinthetjük általános eszköznek, hiszen specifikus feltételeket igényelnek. Ezért a továbbiakban kizárólag a lokális módszerekről lesz szó.

b. Torzuláskiemelés textúragradiens esetén.

Gyakorlati minőségellenőrzési feladatoknál előfordul, hogy a texturális jellemzők értéke a hibáeszlelés céljából vizsgált képben nem állandó, hanem a síkban lassan változik. Ezt a változást globális (textúra)gradiensnek fogjuk nevezni. Tekintsük a később ismertetésre kerülő kísérleteinkben is használt, három torzulást tartalmazó textúramintát, amely a 12a. ábrán látható, és amely hasonlít az /53/ tanulmányban vizsgált hibás abroncsmintákra. A torzulások a vonalak

elszakadásából adódnak, ezért kiemelésükre egy intenzitás-különbségi operátort használhatunk. Legyen ez a 2. Fejezetben bevezetett kontrasztfüggvény, $CON(d, \theta)$, amelyet vízszintes irányban vizsgálunk: $\theta=0$ (lásd a D2.2. definíciót). Könnyű belátni, hogy a vonalak elhajlása miatt a kiválasztott jellemző globális gradienssel rendelkezik. Ez lehetetlenné teszi a hagyományos, vagyis az etalon mintával történő összehasonlításon alapuló eljárás alkalmazását. A helyzetet illusztrálja a 12b. ábra, ahol ugyanis $d=2$ mellett minden 5×5 -ös ablakra kiszámítottuk a kontrasztfüggvényt és az így kialakult képet intenzitás szerint elvágtuk. A sötét pontok a küszöbszintnél nagyobb intenzitású képelemeket ábrázolják. Látható, hogy a hagyományos módszer alkalmazása kevés sikerrel járna. Ha növeljük a vágási szintet, a bal szélső defektus valamivel jobban kirajzolódik, de a másik kettő eltűnik.

A probléma megoldására három út javasolható. Az egyik az, hogy a gradiensnek megfelelően változtassuk (adaptáljuk) a textúraleírást, adott esetben a kontrasztjellemzőt. Ne rögzítsük az eltolásvektor irányát, hanem mindig az éppen vizsgált ablakban levő vonalszakaszokkal tegyük párhuzamossá. A már említett /53/ tanulmányban ezt az utat választották. A megoldás az adaptív képvágásra emlékeztet, amikor is a küszöbszint a környező képelemek intenzitásához igazodik. Ez az út a gradiens jellegétől függő lokális képelemzéssel - /53/-ban a domináns élorientációk meghatározásával - jár. Hátránya az, hogy nem minden jellemzőt lehet kellőképpen adaptálni, előnye pedig, hogy explicit módon figyelembe veszi a gradiens létezésének okát.

A másik út egy olyan textúraleírás kiválasztása, amely nem érzékeny az adott típusú gradiensre. A 12a. ábrán látható kép esetén ez egy izotróp intenzitás-különbségi operátor lehet, például az összes lehetséges irányban kiszámított kontraszt átlagértéke. A kiátlagolás azonban elnyomja a torzuláskiemelés szempontjából egyedül fontos, bizonyos irányokban mért

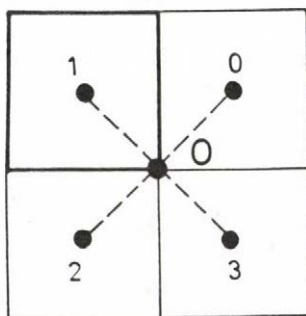
intenzitás-különbségeket, ami az eredmény romlásához vezet.

Az adaptívítás harmadik módja az, hogy lemondunk az etalon mintáról. Az etalon jellemzőértékekkel való összehasonlítás helyett a szomszédos ablakokban meghatározott értékeket hasonlítjuk össze. Ha nagy eltérést találunk, feltételezzük, hogy az egyik ablak hibátlan, a másik pedig hibás mintát tartalmaz. Szemben az összes eddig felsorolt módszerrel, ez a megközelítésmód nem képvágás, hanem éldetektálás jellegű, mert a torzulás határpontjaira reagál. A most ismertetésre kerülő új adaptív eljárás ebbe a kategóriába tartozik.

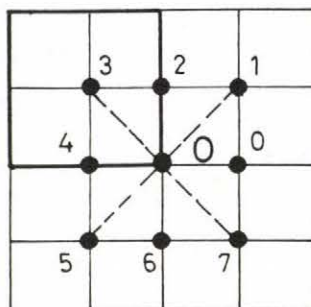
Egy új adaptív eljárás.

a. Az eljárás leírása.

Legyen F egy textúraleíró és $\delta_F(x,y)$ egy F alapú különbözőségi függvény, amely mértéke annak, hogy az x és az y képrész F szerint mennyire különbözik egymástól ($\delta_F(x,y)$ a D1.1. textúradefiníció kapcsán bevezetett hasonlósági függvénynek a "fordítottja"). Legyen továbbá O egy tetszőleges, (i,j) koordinátájú képpont. Tekintsük a 11a. ábrán látható 4-ablakos konfigurációt, amelynek O a középpontja.



a



b

11. ábra. Vázlat a javasolt torzuláskiemelési algoritmushoz.
(a) 4-ablakos változat; (b) 8-ablakos változat.

Jelölje $W^{(k)}(i,j)$ a k -adik ablakot, $k=0,1,2,3$.

D5.2. Definíció.

$$\Delta_F^{(4)}(i,j) = \max_{k=0,1} \{ \delta_F (W^{(k)}(i,j) , W^{(k+2)}(i,j)) \}$$

A $\Delta_F^{(4)}(i,j)$ függvény értéke akkor nagy, amikor az egyik ablak hibás, a vele átellenes pedig hibátlan mintát tartalmaz. A bevezetett különbözőségi operátor a Roberts /56/ által javasolt egyszerű élkiemelő operátorra emlékeztet. Főleg a diagonális változásokra érzékeny. Egyszerűsége miatt kevésbé rugalmas, nem mindig tud kellőképpen alkalmazkodni a különböző irányú határszakaszokhoz és emiatt viszonylag kevés határpontot detektál. Ezért tekintsük a 11b. ábrán vázolt, bonyolultabb 8-ablakos változatot. Ebben az esetben $k = 0,1,\dots,7$.

D5.3. Definíció.

$$\Delta_F^{(8)}(i,j) = \max_{k=0,1,2,3} \{ \delta_F (W^{(k)}(i,j) , W^{(k+4)}(i,j)) \}$$

A 8-ablakos különbözőségi operátor mind a diagonális, mind a vízszintes és a függőleges változásokat észleli, rugalmasabb, kevésbé zajérzékeny, több határpontot eredményez. A továbbiakban ezt a változatot fogjuk használni. A következő pontban ismertetésre kerülő kísérleteinkben a textúraleírás egy skaláris jellemzőből áll, ezért

D5.3a. Definíció.

$$\Delta_F^{(8)}(i,j) = \max_{k=0,1,2,3} \{ | F^{(k)}(i,j) - F^{(k+4)}(i,j) | \} ,$$

ahol $F^{(k)}(i,j)$ a k -adik ablakban meghatározott jellemzőérték.

A különbözőségi operátor értékét minden képpontra kiszámítjuk, kivéve persze azokat, ahol a széleffektus miatt ez nem lehetséges. Az így kialakult különbözőségi kép azon pontjai "hibagyanusok", amelyekre

$$\Delta_F^{(g)}(i,j) > \Delta_{\max},$$

ahol Δ_{\max} a megengedett maximális különbözőségi szint, amelyet kísérleti úton állítunk be. Tehát a különbözőségi kép küszöbölését kell elvégeznünk.

A hibagyanus, azaz a torzulások határain detektált képpontok sokszor nem alkotnak összefüggő kontúrvonalakat, esetleg kissé szétszórtan jelenkeznek. Ezenkívül előállhatnak olyan egyedülálló, kiugró különbözőségi értékű pontok is, amelyek nem textúratorzulásokból erednek. Az ilyen pontok megjelenése a textúrák statisztikai természetéből adódik, valamint abból, hogy a $\Delta_F^{(g)}(i,j)$ operátor különbségeket hangsúlyoz. A hamis pontok eltüntetése és az esetleg hiányzó pontok pótlása nem nehéz feladat, a különbözőségi kép vágása előtt és után egyaránt lehetséges. Kísérleteinkben erre a medián szűrőt használtuk, amelyet a képvágás előtt alkalmaztunk. A medián szűrő, amelyet hagyományosan zajszűrésre használnak, esetünkben a magasabb intenzitású, nagyobb képpontcsoportok kiemelését szolgálja, vagyis a "spot detector" szerepét játssza (a medián szűrőről részletesebben lásd /42/). Alkalmazása után a torzulás pontos alakjáról szóló információ a képből nagymértékben elvész, a torzulás jelenléte azonban egyértelművé válik. A gyakorlati esetek többségében a hiba észlelése a fontos, pontosabb hibaleírásra szükség esetén később is sor kerülhet.

Amint látjuk, a javasolt torzuláskiemelési eljárásunk magában foglalja a különbözőségi kép származtatását, a medián szűrést és a képvágást. A módszer felgyorsítása és a programok jobb áttekinthetősége és strukturáltsága érdekében az első fázist két

lépésre bontjuk. Előbb származtatjuk a jellemzőértékeket tartalmazó képet, amit ez után különbözőségi képpé alakítunk át. Ez szükségessé teszi a vizsgált képpel közel egyenlő nagyságú jellemzőkép tárolását és kezelését, de azzal az előnnyel jár, hogy minden jellemzőértéket csak egyszer kell meghatározni. Összefoglaljuk tehát a módszer lényegét. Az eljárás a következő lépésekből áll:

1.lépés. A kiinduló, torzulásokat tartalmazó kép alapján kiszámítjuk a jellemzőértékeket tartalmazó képet, amelyet jellemzőképnek nevezünk.

2.lépés. A jellemzőkép alapján a $\Delta_F^{(8)}(i,j)$ operátor segítségével kiszámítjuk a különbözőségi értékeket tartalmazó (különbözőségi) képet.

3.lépés. A különbözőségi képre alkalmazzuk a medián szűrőt.

4.lépés. A szűrt képet egy kísérleti úton beállítandó küszöbszintnél elvágjuk.

A hagyományos módszer nem tartalmazza a második és a harmadik lépést, a képvágás (osztályozás) közvetlenül az első lépés után történik. Kísérleteinkben a hagyományos módszert is megvizsgáljuk, továbbá azt is, hogy mennyire hatásos a medián szűrő alkalmazása. Ehhez a szűrés nélküli változatot is kiprobáljuk.

Mielőtt rátérnénk a kísérleti eredmények ismertetésére, egy fontos megjegyzést teszünk. A módszerünk alkalmazhatóságának alapfeltétele, hogy a globális mintaváltozás (textúragradiens) lassú legyen. Jelölje W a jellemzők meghatározására használt ablak méretét. Megköveteljük, hogy a képben a $2W$ távolságon tapasztalható textúraváltozás elhanyagolható legyen. Ellenkező esetben az algoritmus a mintaváltozást torzulásnak tekintheti.

b. Kísérleti eredmények.

A kísérletek fő célja, hogy megvizsgáljuk az előző pontban leírt eljárás használhatóságát, vagyis azt, hogy a globális gradienssel rendelkező textúrák esetén hozhat-e eredményt akkor is, amikor a hagyományos módszer erre teljesen képtelen. Természetesen nem várhatjuk, hogy az új módszer mindig jobb, mint a hagyományos, hiszen egy, tetszőleges textúraleírással használható eljárás teljesítőképessége sok tényezőtől, így a vizsgált textúra jellegétől, a konkrét leírástól és nem utolsósorban a globális gradiens mértékétől is függ. Példát fogunk mutatni olyan képre és textúraleírásra, amikor a módszer alkalmazása egyértelmű előnnyel jár. A képet és a leírást úgy választjuk, hogy az eredmény könnyen elemezhető és tanulságos legyen, ezért egy skaláris jellemzőből álló leírásra szorítkozunk, a kép szintén egyszerű, modell jellegű (de nem triviális !) lesz.

A vizsgált kép a 12a. ábrán látható, három torzulást tartalmaz. A torzulásokat úgy helyeztük el, hogy megvizsgálhassuk a textúragradienssel (adott esetben a vonalak fokozatos elhajlásával) kapcsolatos effektusokat. Texturális jellemzőként a 2. Fejezetben bevezetett kontrasztot, $CON(d, \theta)$ -t használtuk, amelyet a vízszintes irányra határoztunk meg: $\theta = 0$ (lásd a D2.2. definíciót). Az eltolás értéke $d = 2$ volt, amely az előzetes kísérletek során a kiemelési eredmények vizuális megítélése szerint optimálisnak bizonyult minden szempontból, tehát a hagyományos eljárásra nézve is. A kiválasztott jellemző értéke a síkban fokozatosan változik.

A vizsgált képre alkalmaztuk az új, adaptív torzuláskiemelő eljárásnak medián szűréses és szűrés nélküli változatát, valamint a hagyományos eljárást. A kontrasztjellemző kiszámításánál használt ablakméret (sorok*oszlopok) 5×5 és 12×5 képelem volt. Ezek az értékek is optimálisnak bizonyultak. A téglalap alakú ablak azért szükséges, hogy megvizsgáljuk a torzulás alakjával

kapcsolatos hatásokat. A medián szűrő ablakmérete, W_m , 13*13 és 15*15 képelem volt.

Ahhoz, hogy l. statisztikán ki tudjuk értékelni a torzuláskiemeles eredményeit, bevezetjük a (torzulás)kiemelési tartomány fogalmát. Jelölje T a képvágásra (osztályozásra) használt küszöbszintet, ΔT pedig a maximális és a minimális lehetséges küszöbszint közötti különbséget, vagyis az intenzitási tartomány szélességét. Legyen továbbá $[T_e, T_u]$ a küszöbszintnek az a tartománya, amely mindhárom torzulást egyszerre és egyértelműen kiemeli. Másszóval, ha $T \in [T_e, T_u]$, akkor (és csak akkor) az elvágott képben mindegyik torzulásnak legalább néhány (a kísérletekben öt) pontja található, és nem torzulásból származó pontok pedig nincsenek. A $[T_e, T_u]$ tartományt kiemelési tartománynak nevezzük.

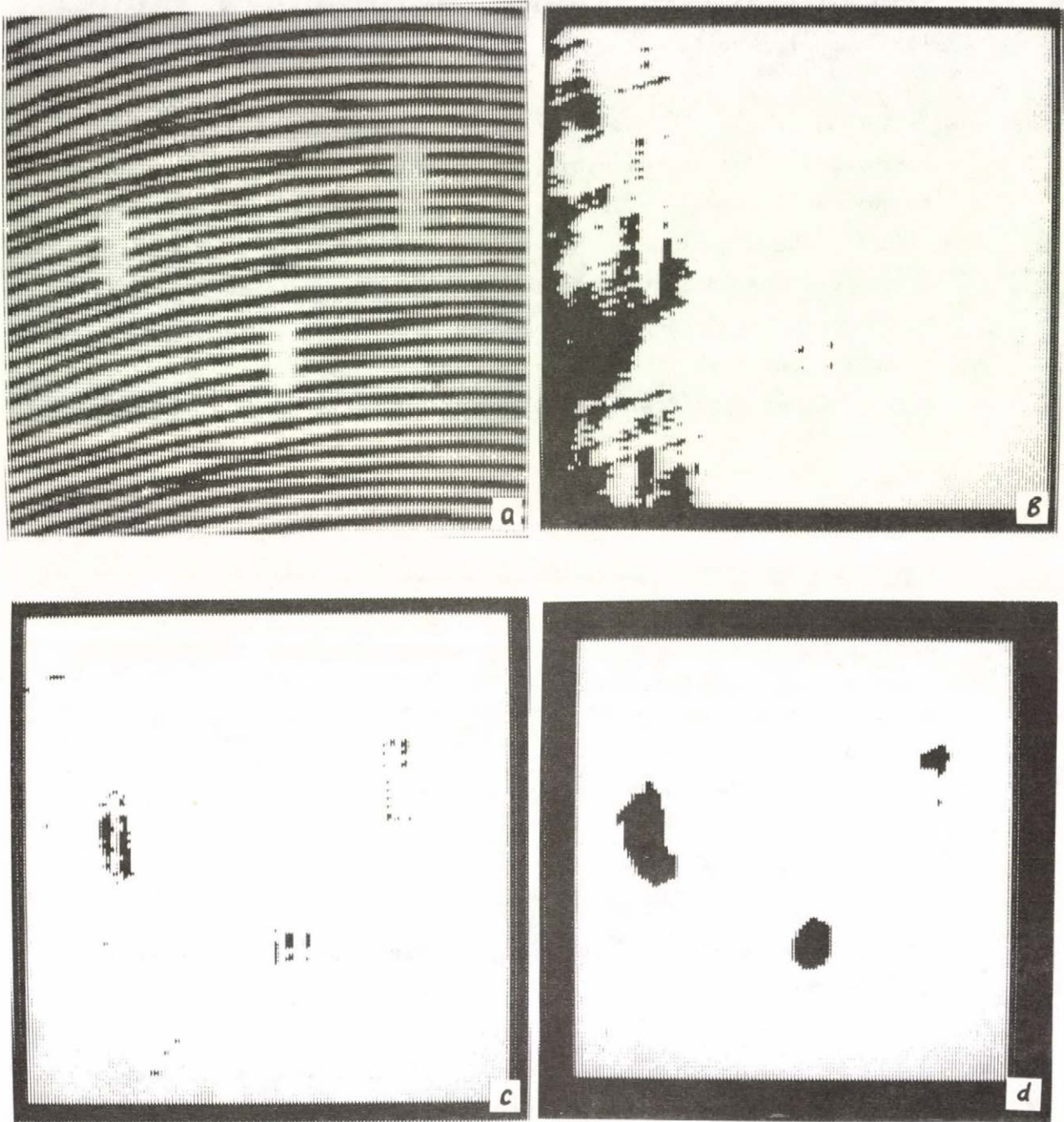
D5.4. Definíció.

$$\Delta T_e = \begin{cases} T_u - T_e, & \text{ha a kiemelés lehetséges;} \\ 0, & \text{ha a kiemelés nem lehetséges} \end{cases}$$

$$T_c = T_e + \frac{T_u - T_e}{2},$$

ahol ΔT_e a kiemelési tartomány szélessége, T_c a tartomány középpontja.

A torzuláskiemelesi kísérleteket a 128x128 képelem felbontású, 64 szürkeségi szintű digitális képekkel végeztük. A 12.ábra és az 5.táblázat összefoglalja a kísérletek eredményeit. A táblázatban ΔT_e és ΔT aránya a kiemelési megbízhatóságot jellemzi. A 12.ábrán a sötét pontok a küszöbszintnél nagyobb intenzitású képelemeket ábrázolják.



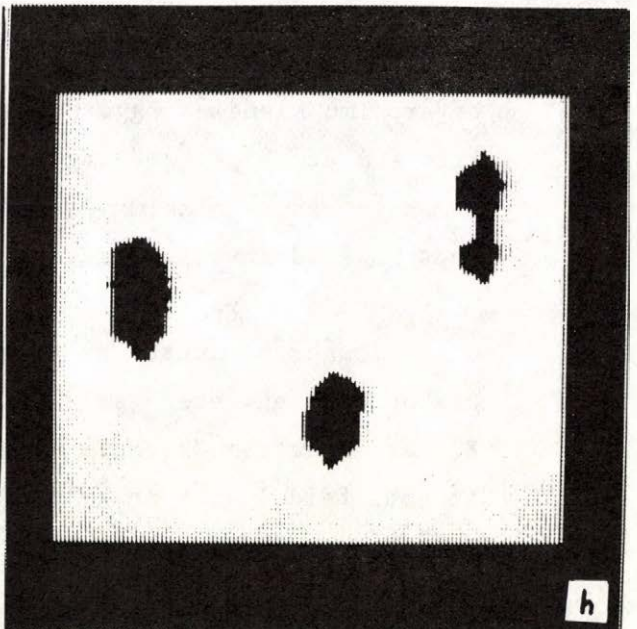
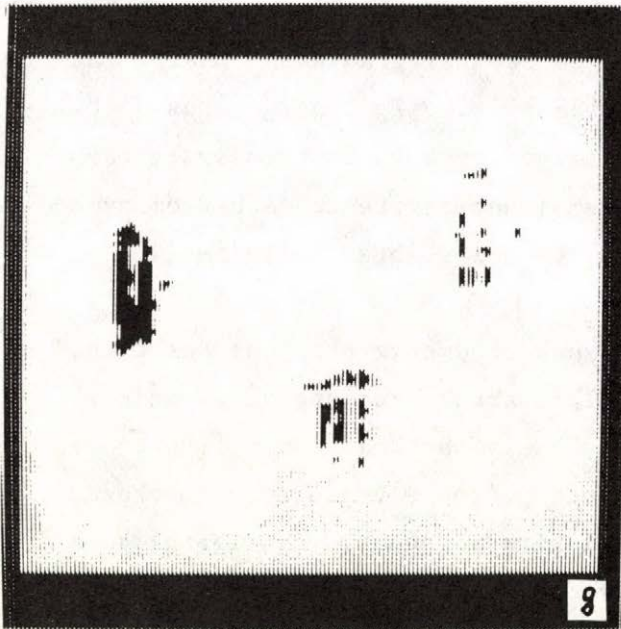
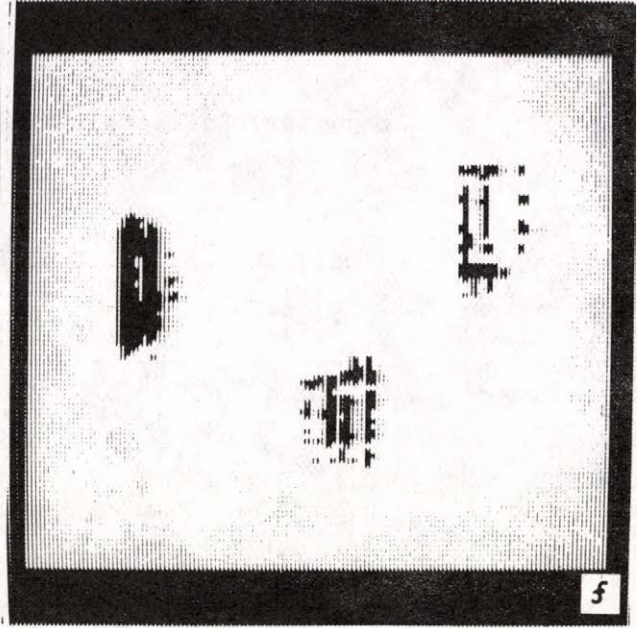
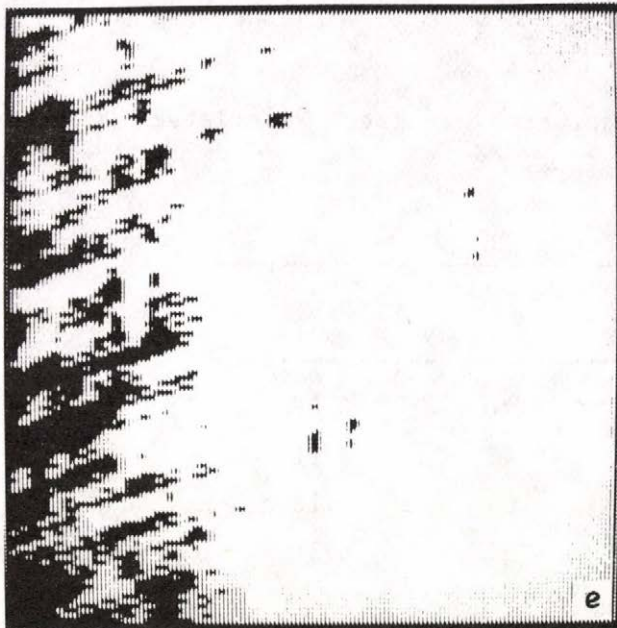
12.ábra. Torzuláskiemelési kísérletek:

(a) kiinduló kép;

(b) $T=70$ küszöbszintnél elvágott jellemzőkép ($5*5$ -ös ablak);

(c) $T=63$ küszöbszintnél elvágott különbözőségi kép ($5*5$);

(d) $T=T_c=33$ küszöbszintnél elvágott szűrt különbözőségi kép ($5*5$, $w_m=13$);



12.ábra (folytatás). Torzuláskiemelési kísérletek:

(e) $T=70$ küszöbszintnél elvágott jellemzőkép (12*5);

(f) $T=T_c=39$ küszöbszintnél elvágott különbözőségi kép (12*5);

(g) $T=T_c=45$ küszöbszintnél elvágott különbözőségi kép (12*5);

(h) $T=T_c=26$ küszöbszintnél elvágott szűrt különbözőségi kép (12*5, $W_m=15$);

5.TÁBLÁZAT

Az új torzuláskiemelési eljárással elvégzett kísérletek eredményei.

ablakméret	W_m	ΔT_e	ΔT	$\Delta T_e / \Delta T$
5*5	nincs	0	70	0.00
5*5	13	5	46	0.11
12*5	nincs	12	66	0.18
12*5	15	12	39	0.30

Az 5.táblázat csak az új módszer segítségével elért eredményeket mutatja, mivel a hagyományos eljárás egyik esetben sem hozott pozitív eredményt: a textúragradiens miatt az egyértelmű kiemelés egyszer sem sikerült, ΔT_e mindig zérus volt. Ezen sem az ablakméret vagy más paraméterek változtatásával, sem a medián szűrés alkalmazásával sem lehet segíteni. A hagyományos módszer eredménytelenségét a 12b. és a 12e. ábra szemlélteti.

A 12c. ábrán látható az eljárásunk eredménye abban az esetben, amikor a négyzetes ablakot alkalmaztuk, medián szűrés nélkül. Bár az egyértelmű kiemelés néhány hamis pont miatt nem érhető el további feldolgozás nélkül, a hamis pontok eltüntetése nem okozna nehézséget, a defektusok elég jól kirajzolódnak. Ezt igazolja a szűréssel végzett kiemelés eredménye (a 12d. ábra, a 5.táblázat második sora). Az ábrán látható kép a kiemelési tartomány középpontjára vonatkozik ($T = T_C$).

A kiemelési megbízhatóság tovább nő, ha alkalmazkodunk a torzulások hosszúkás alakjához és négyzetes ablakok helyett téglalap alakú ablakokat használunk. A biztos hibaészlelés ebben az esetben szűrés nélkül is lehetséges. A 12f. ábra a kiemelési

tartomány alsó határára vonatkozik ($T = T_e$), amikor a defektusok struktúrája legjobban látható. Érdekes megfigyelni, hogy a középső torzulás két kontúrt eredményez, míg a bal szélső csak egyet. Ennek az okára később térünk rá. A 12g. ábra a T_c küszöbszintnél elvágott képet mutatja be. A torzulások alakja valamivel kevésbé követhető, de a kiemelési megbízhatóság mindenestre elfogadható. Ha a téglalap alakú ablak mellett a szűrést is alkalmazzuk (12h. ábra), az észlelést nagyon biztosnak minősíthetjük.

Vizsgáljuk meg közelebbről, hogy vajon miért nem működik a hagyományos eljárás és miért működik az új? Erre választ ad a 12f. ábrának az előbb említett tulajdonsága, miszerint a torzulás a helyzetétől függően különböző kontúrokat eredményez. A kiválasztott jellemző a vízszintes irányban mért intenzitás-különbségeket tükrözi. A középső és a jobb szélső torzulás környékén a vonalak nagyjából vízszintesek, ezért a kis eltolással mért intenzitás-különbségek nagy része a vonalak elszakadásából adódik. (Vannak persze más tényezők is, hiszen a vonalak intenzitása és vastagsága is változik; ez különösen a jobb szélső defektus jobb oldalára vonatkozik). A bal szélső torzulás környékén a vonalak ferdén haladnak, ez lényeges intenzitás-átmeneteket eredményez vízszintes irányban. A két esetben a kontrasztjellemező "szemszögéből" tehát különböző a torzulás eredete! Az első esetben a vonalak elszakadása képezi a torzulást, ezért mindegyik folt két-két kontúrt eredményezhet. A másik esetben a folt belseje képezi a torzulást, ezért csak egy kontúrt kapunk.

Az eljárás ily módon öt torzulást "lát", mert alkalmazkodik a torzulás eredetének a textúragradiens miatt felmerülő változásához. Ebben nyilvánul meg az adaptivitása. A hagyományos módszer keretében az alkalmazkodás nem lehetséges, mert kénytelenek vagyunk a képből választani az etalon mintát, és az nem lehet egyszerre ferde vonal és vízszintes vonal.

Kísérleteinkben bebizonyosodott a javasolt módszer használhatósága, rugalmassága, valamint az, hogy a torzuláskiemelést a defektus alakjához igazodó méretű és formájú ablakkal kell végezni. Az optimális ablakméret automatikus kiválasztása mindmáig megoldatlan, kulcsfontosságú feladat.

6. ÖSSZEFOGLALÁS.

Az értekezés témája a digitális textúravizsgálat. A textúra olyan kép, amely statisztikailag ismétlődő, szabályszerű vagy véletlenszerű mintát tartalmaz. A témaválasztás aktualitását a következők indokolták.

- A képek geometriai elemekből, texturális elemekből, valamint a kettő kombinációjából állnak. A textúraelemzés tehát a számítógépes látás szerves és fontos része.
- A textúravizsgálat lehetőséget nyújt az emberi látás kutatására.
- A digitális textúra érdekes matematikai objektum. A textúramodellek matematikai eredete igen változatos.
- A textúrás képek kiértékelése sok alkalmazási területen, így az orvostudományban, az iparban, a légi- és űrfelvételek elemzésénél is szükséges.

Munkám eredménye több új textúraelemzési módszer. A módszerek kidolgozása során új fogalmakat vezettem be és egy új textúraelemzési feladatot tűztem ki, hozzájárulva ezzel a textúraelemzés fogalmi rendszerének matematikai megalapozásához. Az új módszereket felhasználtam az általam készített textúravizsgálati programcsomagokban. A programcsomagok segítségével kísérleteket végeztem el, amelyek igazolják a javasolt módszerek hatékonyságát.

Vizsgálataim főbb eredményei a következőkben összegezhetők:

T1. Tisztáztam és formalizáltam a textúraelemzés több alapfogalmát. Az operacionális megközelítésmód keretében

bevezettem a hasonlósági reláció szerinti homogén textúra fogalmát. Az új textúradefiníció szellemében elemeztem a homogén textúrák főbb tulajdonságait: finomságot, szabályosságot és anizotrópiát. Átfogalmaztam a hagyományos (textúra szerinti) képszegmentálási feladatot. Összehasonlítottam a hagyományos textúraszegmentálást és azt a minőségellenőrzésben gyakran felmerülő képszegmentálási feladatot, amely a textúrabeli hibák (torzulások) automatikus észlelését tűzi ki célul. Megmutattam, hogy ez utóbbi sajátos, különálló feladatnak tekintendő, és matematikailag megfogalmaztam a torzuláskiemelési problémát.

T2. Kidolgoztam egy új eljárást, amely egy meghatározott, széles textúraosztály esetén képes egységesen leírni mind véletlenszerű, mind szabályos textúrákat és áthidalni a strukturális és a statisztikai megközelítésmód között jelenleg tapasztalt koncepcionális rést. Az eljárás a kísérleti és a mesterségesen generált kontrasztgörbék illesztésén alapul. A görbék generálására egy új sztochasztikus folyamatot használtam. A folyamat paraméterein keresztül a szabályosság mértékét lehet vizsgálni. Levezettem egy rekurzív képletet, amely segítségével a kontrasztgörbe tetszőleges paraméterekre generálható. A legjobban illeszkedő mesterséges görbék paramétereiből kiindulva új szabályossági jellemzőket definiáltam. Illesztési kísérleteket végeztem el különböző szabályosságú textúramintákkal. A kísérletek során sikerült mind véletlenszerű, mind szabályos görbéket egyaránt approximálni. Az új szabályossági jellemzők tapasztalt értékei konzisztensek a vizsgált minták szabályosságának emberi érzékelésével.

T3. Bevezettem az irányfüggő textúraleírásen alapuló anizotrópia indikatrix fogalmát. Az anizotrópia indikatrix olyan polárkoordinátás görbe, amely lehetőséget nyújt a különböző anizotrópia típusok egységes kezelésére. Definiáltam az indikatrix alakját jellemző általános mérőszámokat. A textúra elforgatására invariáns jellemzők mérik az anizotrópia mértékét

és szimmetriájának fokát. Egy új korrekciós eljárást dolgoztam ki az indikatrixok és a jellemzők forgatás-invariáciájának a biztosítására. Kísérleti indikatrixok származtatására és a jellemzők meghatározására egy új és egy hagyományos irányfüggő leírást alkalmaztam, ezek az textúra élképéből számíthatók ki. Az anizotrópia elemzésén túlmenően, a jellemzőket egy újszerű és bonyolult feladatra, forgatás-invariáns textúrafelismerésre is felhasználtam. A felismerési kísérletek eredményei igazolják a forgatás-invarianciát biztosító korrekciós eljárás hatékonyságát, valamint a bevezetett jellemzők megkülönböztető erejét.

T4. Kidolgoztam egy új adaptív torzuláskiemelési eljárást. Az eljárás általános jellegű, vagyis különböző textúraleírásokkal alkalmazható. Használata elsősorban a globális textúra gradiens jelenléte esetén előnyös, azaz amikor a texturális jellemzők értéke a vizsgált képben nem állandó, hanem a síkban lassan változik. Ez esetben, amely a gyakorlati alkalmazásoknál is nemegyszer előfordul, a hagyományos, nem adaptív eljárás többnyire eredménytelen. Kísérleti úton megmutattam, hogy az új eljárás hatékony, rugalmas, valamint azt is, hogy az eljárás paramétereit, elsősorban az ablakméretet a defektus várható alakjához kell igazítani.

KÖSZÖNETNYILVÁNYÍTÁS.

E helyen szeretném megköszönni Vámos Tibornak, akinek meghatározó szerepe volt a témaválasztásban, a sokrétű segítséget és biztatást, amelyet a munkám során kaptam. Hálás vagyok Nemes László főosztályvezetőnek és Báthor Miklós osztályvezetőnek, akik ezt a munkát lehetővé tették. Köszönöm Bródy Ferencnek a fontos ötletet, amelyet a 4. Fejezetben ismertetett kutatásaim során adott. Külön szeretném kiemelni Főglein János segítségét és szakmai tanácsait, amelyek nagy mértékben hozzájárultak ahhoz, hogy ez a dolgozat jelen formájában elkészüljön. Végül de nem

utolsósorban, hálás vagyok Mérő Lászlónak, akitől igen sokat tanultam.

IRODALOMJEGYZÉK.

- /1/ B.Julesz, "Textons, the elements of texture perception, and their interactions", Nature, vol.290, pp.91-97, Mar. 1981.
- /2/ K.A.Stevens, "Surface perception from local analysis of texture and contour", MIT AI Laboratory Technical Reports, No. AI-TR-512, February 1980.
- /3/ N.Ahuja and A.Rosenfeld, "Mosaic Models for Textures", IEEE Trans. Pattern Anal.Machine Intell., vol.PAMI-3, pp.1-11, Jan. 1981.
- /4/ J.S.Modestino, R.W.Fries and A.L.Vickers, "Texture discrimination based upon an assumed stochastic model", IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., vol.PAMI-3, pp.557-579, 1981.
- /5/ B.Schachter, "Model-based texture measures", IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., vol.PAMI-2, pp.169-171, 1980.
- /6/ R.W.Conners and C.A.Harlow, "Toward a structural texture analyzer based on statistical methods", Computer Graphics Image Processing, vol.12, pp.224-256, 1980.
- /7/ A.Pentland, "Fractal-based description of natural scenes", in Proc. IEEE Comput.Soc.Conf.Comput.Vision Pattern Recognition, Washington, DC, 1983, pp.201-209.
- /8/ R.M.Haralick "Statistical and structural approaches to texture", Proceedings of the IEEE, vol.67, pp.786-804, 1979.
- /9/ Pattern recognition in practice (ed. by E.S.Gelsema and L.N.Kanal), North-Holland, 1980.
- /10/ D.Chetverikov, "Texture imperfections", in Proc. of the British Pattern Recognition Association 3rd International Conference, St.Andrews, Scotland, 1985.
- /11/ D.Chetverikov, "Threshold-averaged characteristic length as

a measure of texture repetitiveness", Computers and Artificial Intelligence, Vol.2, No.2, pp.189-198, 1983.

/12/ D.Chetverikov, "A new approach to texture", Artificial Intelligence and Information-Control Systems of Robots, ed. by I.Plander, North-Holland, 1984, pp.109-111.

/13/ D.Chetverikov, "Measuring the degree of texture regularity", in Proc. 7th Int.Conf.Pattern Recognition, Montreal, Canada, 1984, pp.80-82.

/14/ D.Chetverikov, "Textural anisotropy features for texture analysis", Proceedings of the IEEE Comp.Soc. Conference on Pattern Recognition and Image Processing, Dallas, USA, 1981, pp.583-588.

/15/ D.Chetverikov, "Experiments in the rotation-invariant texture discrimination using anisotropy features", Proceedings of 6-th International Conference on Pattern Recognition, Munich, Germany, 1982, pp.1071-1073.

/16/ A.Gagalowicz and S.de Ma, "Synthesis of natural textures", in Proc. 6th Int.Conf.Pattern Recognition, Munich, Germany, 1982, pp.1081-1086.

/17/ P.C.Chen and T.Pavlidis, "Segmentation by texture using a co-occurrence matrix and a split-and-merge algorithm", Computer Graphics Image Processing, 10, pp.172-182, 1979.

/18/ F.Tomita, Y.Shirai and S.Tsuji, "Description of Textures by a Structural Analysis", IEEE Trans. Pattern Anal.Machine Intell., vol.PAMI-4, pp.183-191, 1982.

/19/ L.S.Davis, "Polarograms: a new tool for image texture analysis", Pattern Recognition, Vol.13, No.3, pp.219-223, 1981.

/20/ B.Julesz, "Experiments in the Visual Perception of Texture", Scientific American, Vol.232, No.4, pp.34-43, 1975.

/21/ L.Mérő, T.Vámos, "Medium-level vision", in: Recent Progress

in: Recent Progress in Pattern Recognition, L.Kanal and A.Rosenfeld (eds.), vol.1, pp.93-122, 1980.

/22/ L.S.Davis, "Image texture analysis - A survey", University of Texas, Rep.TR-139, March 1980.

/23/ S.W.Zucker and Terzopoulos, "Finding structure in co-occurrence matrices for texture analysis", Computer Graphics Image Processing, vol.12, pp.1286-1308, 1980.

/24/ Hajnal Miklós, Számítógépes textúravizsgálat..., egyetemi doktori értekezés, BME Folyamatszabályozási tanszék, 1980.

/25/ R.M.Haralick and K.Shanmugam, "Textural features for image classification", IEEE Trans.Systems, Man Cybernet. SMC-3, pp.610-621, 1973.

/26/ J.Weszka, C.Dyer and A.Rosenfeld, "A comparative study of texture measures for terrain classification", IEEE Trans.Systems, Man Cybernet. SMC-4, 269-285, 1976.

/27/ R.W.Conners and C.A.Harlow, "A theoretical comparison of texture algorithms", IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., vol.PAMI-2, pp.204-222, 1980.

/28/ O.D.Faugeras and W.K.Pratt, "Decorrelation methods of texture feature extraction", IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., vol.PAMI-2, pp.323-332, 1980.

/29/ F.D'Astous and M.E.Jernigan, "Texture discrimination based on detailed measures of the power spectrum", in Proc. 7th Int.Conf.Pattern Recognition, Montreal, Canada, 1984, pp.83-86.

/30/ R.N.Sutton and E.L.Hull, "Texture measures for automatic classification of pulmonary disease", IEEE Trans.Comput., vol.C-21, pp.667-676, 1972.

/31/ L.S.Davis, S.A.Johns and J.K.Aggarwal, "Texture analysis using generalized co-occurrence matrices", IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., vol.PAMI-1, pp.251-259, 1979.

/32/ R.Nevatia and A.A.Sawchuk, "Image understanding research", University of Southern California, Semiannual Technical Report No.AD A0 78 034, 1979.

/33/ L.S.Davis, M.Clearman and J.K.Aggarwal, "An empirical evaluation of generalized co-occurrence matrices", IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., vol.PAMI-3, pp.214-221, 1981.

/34/ S.W.Zucker, K.Kant, "Multiple-level representation for texture discrimination", Proceedings of the IEEE Comp.Soc. Conference on Pattern Recognition and Image Processing, Dallas, USA, 1981, pp.609-614.

/35/ B.J.Schachter, A.Rosenfeld and L.S.Davis, "Random mosaics models for textures", IEEE Trans. Systems, Man Sybernet., vol.SMC-8, pp.694-702, 1979.

/36/ J.W.Modestino, R.W.Fries and A.L.Vickers, "Texture discrimination based upon an assumed stochastic texture model", IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., vol.PAMI-3, pp.557-579, 1981.

/37/ P.Brodatz, "Textures: A Photographic Album for Artists and Designers", New York, Dover, 1966.

/38/ S.W.Zucker, "Toward a model of texture", Computer Graphics Image Processing, vol.5, pp.190-202, 1976.

/39/ L.I.Csetverikov, Teoreticeszskije osnovü razvedki nyedr, Moszkva, Nyedra, 1984 (oroszul).

/40/ Csetverikov D., "Kétdimenziós alakfelismerési módszerek", MTA SZTAKI Working paper, AP/4, 1980 március 21.

/41/ L.Mérő and Z.Vassy, "A simplified and fast version of Hueckel operator", Proc. IJCAI-75, Tbilisi, USSR, pp.650-655.

/42/ A.Rosenfeld and A.Kak, Digital picture processing, New York, Academic, 1976.

/43/ E.Persoon, "A new edge detection algorithm and its applications", Computer Graphics Image Processing, vol.5, pp.425-446, 1976.

/44/ S.W.Zucker, A.Rosenfeld and L.Davis, "Picture segmentation by texture discrimination", IEEE Trans. on Computers, vol.C-24, pp.1228-1233, 1975.

/45/ H.Tamura, S.Mori, T.Yamawaki, "Textural features corresponding to visual perception", IEEE Trans. on SMC, vol.SMC-8, pp.460-473, 1978.

/46/ H.O.Duda, P.E.Hart, Pattern Classification and Scene Analysis, New York, Willey, 1973.

/47/ S.L.Horowitz and T.Pavlidis, "Picture segmentation by a directed split-and-merge procedure", Proc. 2nd Int.Joint Conf.Pattern Recognition, pp.424-433, 1974.

/48/ W.Kropatsch, "Segmentation of digital images using a priori information about the expected image content", in Pictorial Data Analysis, ed.by R.M.Haralick, Springer-Verlag, pp.107-132, 1983.

/49/ P.W.Verbeek and D.J.de Jong, "Edge preserving texture analysis", Proc. 7th Int.Conf.Pattern Recognition, Montreal, Canada, pp.1030-1032, 1984.

/50/ Chen,P.C. and T.Pavlidis, "Image Segmentation as an Estimation Problem", Computer Graphics Image Processing, 12, pp.153-172, 1980.

/51/ Tucker,J, "New Shape and Texture Features From Interval Coded Images", Presented at the BPRA 3rd Int.Conf., St.Andrews, Scotland, 1985.

/52/ I.Dinstein, A.C.Fong, L.M.Ni and K.Y.Wong, "Fast discrimination between homogenous and textured regions", Proc. 7th Int.Conf.Pattern Recognition, Montreal, Canada, pp.361-363, 1984.

/53/ M.Borghesi, V.Cantoni and M.Diani, "An industrial applica-

tion of texture analysis", *ibid.*, pp.420-423.

/54/ R.W.Conners, C.W.McMillin and R.Vasques-Espinosa, "A prototype Software System For Locating and Identifying Surface Defects in Wood", *ibid.*, pp.416-419.

/55/ F.Ade, N.Lins and M.Unser, "Comparison of various filter sets for defect detection in textiles", *ibid.*, pp.428-431.

/56/ Roberts, L.G., "Machine Perception of Three-Dimensional Solids", in: Optical and Electro-Optical Information Processing, Tippet J.T. et.al, Eds., MIT Press, Cambridge, Mass., 1965, pp.159-197.

A.FÜGGELEK. A LASSÚ KONTRASZTNÖVEKEDÉST KISZŰRŐ ALGORITMUS.

Az algoritmus működése a következő feltevéseken alapszik:

1. A növekedés lineáris, azaz a $CON(d)$ átlagszintje (lásd (A.1) képlet) lineárisan nő az eltolással.
2. A növekedés lassú (a megengedett maximális növekedési ütemet egy programparaméter specifikálja).
3. A legnagyobb vizsgált eltolás d_{max} elég nagy, másszóval:
 - a. Ha a görbe periodikus, akkor ennek legalább két periódusát tudjuk vizsgálni ($T < d_{max}/2$);
 - b. Ha a görbe exponenciális jellegű (véletlenszerű textúra esetén), akkor az eltolás-tartomány első felében laposodik el.

Tegyük fel, hogy a $d \in \{0, 1, 2, \dots, d_{max}\}$ tartományra kiszámítottuk a kísérleti kontrasztfüggvényt. A kontrasztnövekedés szűrésére irányuló iteratív algoritmus hat lépésben működik:

1.lépés. Válasszuk ki az átlagszint meghatározásához szükséges kezdőpontot, d_0 -t. Ha a görbe első lokális maximuma CON_{max} és minimuma CON_{min} eléggé kifejezett, legyen d_0 az a pont, ahol $CON(d)$ először éri el a

$$(CON_{max} + CON_{min})/2$$

szintet. Ellenkezőleg, (vagyis a véletlenszerű esetben), használjuk a

$$CON'(d) = CON(d+1) - CON(d)$$

deriváltat: legyen d_0 az első olyan pont, ahol $\text{CON}'(d)$ kisebb, mint a programban megadott küszöbérték.

Ezzel a lépéssel elvágjuk a görbe kezdő, felmenő szakaszát.

2.lépés. Számítsuk ki az átlagszintet:

$$\text{lev}(d) = \frac{1}{1+d-d_0} \sum_{k=d_0}^d \text{CON}(k) \quad , \quad d_0 \leq d \leq d_{\max} \quad (\text{A.1})$$

3.lépés. A legkisebb négyzetek módszerének a segítségével közelítsük a $\text{lev}(d)$ görbe második felét ($d \geq d_{\max}/2$) az $y=ax+b$ egyenessel. A görbe első felét nem használjuk, hogy csökkentsük a kezdőpont választásának a befolyását.

4.lépés. Legyen a gradiens (növekedés) értéke $\text{grad} = a$ és az ellaposodási szint $\text{loff}_e = b$.

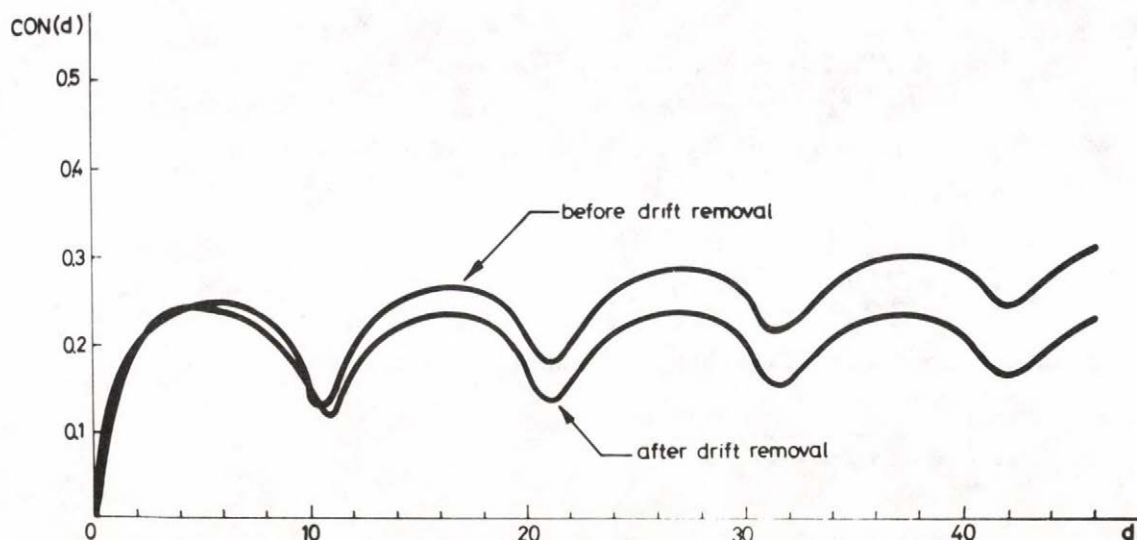
5.lépés. Ellenőrizzük a gradiens abszolút értékét. Ha elhanyagolható, fejezzük be az algoritmus működését. Az ellenkező esetben lépünk a 6.ponthoz.

6.lépés. Szűrjük ki a kontrasztnövekedést. Legyen

$$\text{CON}_{\text{new}}(d) = \text{CON}_{\text{old}}(d) - \text{grad} \cdot d \quad , \quad d = 0, 1, \dots, d_{\max} ,$$

ezután lépünk vissza az 1.ponthoz.

Az 1A. ábra illusztrálja az algoritmus működését.



1A. ábra. A kontrasztnövekedést kiszűrő algoritmus hatása. Felső görbe: szűrés előtt. Alsó görbe: szűrés után.

B. FÜGGELEK. A KONTRASZTGÖRBE-ILLESZTÉS FELGYORSÍTÁSA.

Az illesztés során négy paramétert kell meghatározni. Ebben a Függelékben az illesztés felgyorsítására alkalmas összefüggéseket tárgyaljuk.

A zebra paraméterekre érvényes, hogy

L_k nem negatív egész szám,
míg

$A_k \geq 1$ valós szám ($k=0,1$).

(B.1)

A zebra görbék invariánsak a jelszint-inverzióra, ezért a paraméter tartománynak csak a felét kell vizsgálnunk, így csak azokat az értékeket vesszük figyelembe, amelyekre

$$L_0 + A_0 \geq L_1 + A_1$$

(B.2)



Meg tudunk becsülni ezen kívül két paraméterkombinációt. Az egyikük

$$G_z = \frac{T_0}{T_0 + T_1} = \frac{T_0}{T_z},$$

ahol $T_k = L_k + A_k$ és $T_z = T_0 + T_1$, $k = 0, 1$.

A zebra görbe a

$$\text{loff}_z = 2 \cdot \frac{T_0 T_1}{T_z T_z} = 2G_z(1-G_z)$$

szinten laposodik el. Ebből következik, hogy

$$G_z = \frac{1}{2} (1 - \sqrt{1 - 2\text{loff}_z})$$

Normalizálva a kísérleti görbét:

$$\text{nloff}_e = \frac{\text{loff}_e}{N_g - 1}$$

és feltéve, hogy $\text{loff}_z \approx \text{nloff}_e$ (lásd az A.Függelék), kapunk egy durva G-beclést:

$$G_z \approx \frac{1}{2} (1 - \sqrt{1 - 2 \cdot \text{nloff}_e}) \quad (\text{B.3})$$

A másik paraméterkombináció a 3.Fejezetben tárgyalt periódushossz T_z . Az (B.1), (B.2) és (B.3) összefüggések a periódushossz-beccsléssel együtt alkalmasak az illesztési folyamat felgyorsítására. Megjegyezzük, hogy a felsoroltak közül T_z a legfontosabb.

1987-BEN MEGJELENTEK:

- 195/1987 Telegdi László: Bináris változók strukturájának vizsgálata
- 196/1987 Rónyai Lajos: Algebrai algoritmusok
- 197/1987 Hernádi Ágnes - Bodó Zoltán - Knuth Előd:
A tudásábrázolás technikái és gépi eszközei
- 198/1987 Miguel Fonfria Atan.: A data base management system developed for the Cuban minicomputer CID 300/10
- 199/1987 Bach Iván - Farkas Ernő - Naszódi Mátyás:
A magyar nyelv elemzése számítógéppel
- 200/1987 Publikációk'86 - Publications'86
Szerkesztette: Petrőczy Judit
- 201/1987 Eszenszki J. - Hévízi L. - dr. Kas I. -
dr. Laufer J. - Palotási A. - Szőnyi T. -
Dr. Vörös K.: Tanulmányok a számítástechnika nyomdaipari alkalmazásához
- 202/1987 Problems of computer science
Proceedings of the joint workshop of Computer and Automation Institute of HAS and Computing Centre of Armenian Academy of Sciences held in Budapest, September, 1987.
Edited by: G.B. Marandžjan, B. Uhrin

1988-BAN EDDIG MEGJELENT:

- 203/1988 KNVVT EG-25 Problems and tools of the integration of information systems
Proceedings.
Edited by: Rumjana Kirkova, Tibor Remzső,
Ferenc Urbánszki

